

Автоматизированный системно-когнитивный анализ зависимости успеваемости студентов по математике от различных условий обучения и оценок по другим предметам

Антоненко Елизавета Сергеевна

студент факультета ПИ, группы ИТ1821

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Целью данной работы является изучение зависимости успеваемости по предмету математика на успеваемость по остальным занятиям. Достигение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++». Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС».

Содержание

Введение.....	3
Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.....	8
Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.....	9
Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач.....	13
Верификация статистических и системно-когнитивных моделей	16
Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей	19
Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели ..	20
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация).....	20
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	23
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	29
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	30
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	31
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов.....	33
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	34
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	35
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	37
4.3.7. Когнитивные функции.....	38
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила их влияния на оценку по математике	44
4.3.9. Степень детерминированности оценок по математике	48
7. Выводы.....	50
Список литературы	51

Введение

Целью данной работы является изучение зависимости успеваемости по предметам от успеваемости по математики в университете.

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++».

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);
- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;
- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Эти задачи, по сути, представляют собой **этапы** автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ), который поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной

области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до **инновационного** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос»).

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, приятия решений и исследования предметной области;
- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);
 - обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;
 - наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
 - обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);
 - хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;
 - вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и

содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

[В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос?](#) В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

[В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос.](#) Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже на теоретическом уровне познания в теоретических научных законах.

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы и достижения цели работы (рисунок 1).

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**

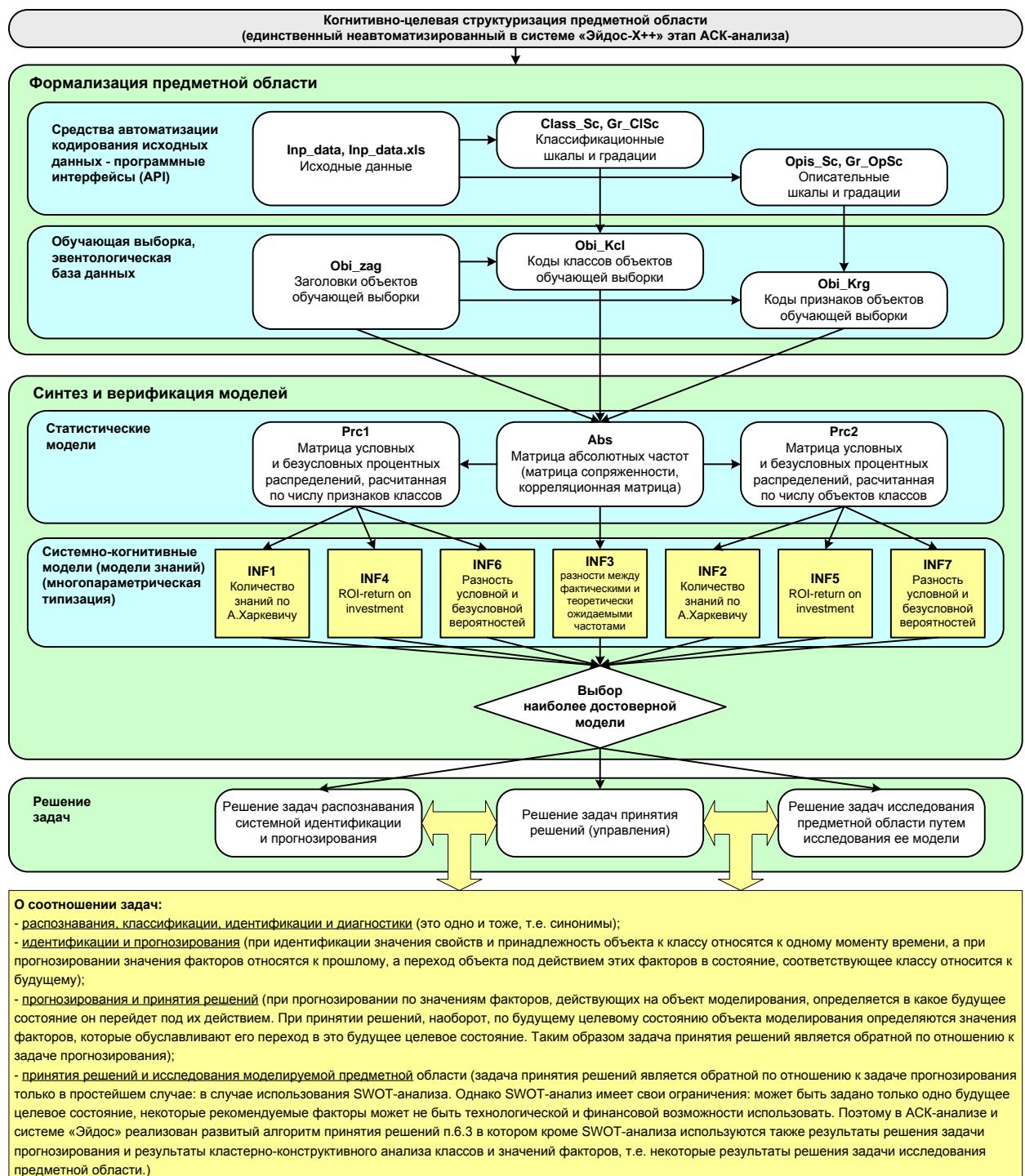


Рисунок 1 – Последовательность решения задач

в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий).

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния.

Это значит:

– во-первых, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд являются причинами, и то, что казалось бы является их последствиями, на самом деле являются последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели;

– во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем категорию (класс) математика, как она обозначается в самой игре (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – пол, группа, тип обучения, обеды, наличие теста, чтение, письмо (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	МАТН

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	GENDER
2	RACE
3	PARENTAL
4	LUNCH
5	TEST
6	READING
7	WRITING

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены на сайте www.kaggle.com.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	
1	RENUMBER	MATH	GENDER	RACE/ETHNI	PARENTAL	LUNCH	TEST	READING	WRITING
2	1	72	female	group B	bachelor's degree	standard	none	72	74
3	2	69	female	group C	some college	standard	compl	90	88
4	3	90	female	group B	master's degree	standard	none	95	93
5	4	47	male	group A	associate's degree	free/redu	none	57	44
6	5	76	male	group C	some college	standard	none	78	75
	6	71	female	group B	associate's degree	standard	none	83	78
8	7	88	female	group B	some college	standard	compl	95	92
9	8	40	male	group B	some college	free/redu	none	43	39
10	9	64	male	group D	high school	free/redu	compl	64	67
11	10	38	female	group B	high school	free/redu	none	60	50
12	11	58	male	group C	associate's degree	standard	none	54	52
13	12	40	male	group D	associate's degree	standard	none	52	43
14	13	65	female	group B	high school	standard	none	81	73
15	14	78	male	group A	some college	standard	compl	72	70
16	15	50	female	group A	master's degree	standard	none	53	58
17	16	69	female	group C	some high school	standard	none	75	78
18	17	88	male	group C	high school	standard	none	89	86
19	18	18	female	group B	some high school	free/redu	none	32	28
20	19	46	male	group C	master's degree	free/redu	compl	42	46
21	20	54	female	group C	associate's degree	free/redu	none	58	61
22	21	66	male	group D	high school	standard	none	69	63
23	22	65	female	group B	some college	free/redu	compl	75	70
24	23	44	male	group D	some college	standard	none	54	53
25	24	69	female	group C	some high school	standard	none	73	73
26	25	74	male	group D	bachelor's degree	free/redu	compl	71	80
27	26	73	male	group A	master's degree	free/redu	none	74	72
28	27	69	male	group B	some college	standard	none	54	55

Рисунок 2 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

The dialog box has the title "2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-Х++"".

Automатическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

- XLS - MS Excel-2003
- XLSX - MS Excel-2007(2010)
- DBF - DBASE IV (DBF/NTX)
- CSV - CSV => DBF конвертер

Стандарт XLS-файла
Стандарт DBF-файла
Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

- Формализации предметной области [на основе "Inp_data"]
- Генерации распознаваемой выборки [на основе "Inp_rasp"]

Задайте способ выбора размера интервалов:

- Равные интервалы с разным числом наблюдений
- Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

- Не применять сценарный метод АСК-анализа
- Применить сценарный метод АСК-анализа

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:
Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:
Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

- Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")
- Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [10 x 23]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	1	10	10,00	2	6	3,00
Текстовые	0	0	0,00	5	17	3,40
ВСЕГО:	1	10	10,00	7	23	3,29

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации **Параметры числ.шкал и градаций** **Выйти на создание модели**

Рисунок 3 – Экранные формы программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

Данный режим обеспечивает импорт данных из внешних баз данных "Inp_data.xls", "Inp_data.xlsx" или "Inp_data.dbf" + "Inp_name.txt" в систему "Эйдос-Х++" и формализацию предметной области, т.е. создание классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки (см. 6.4.).

ФОРМАТ ФАЙЛА ИСХОДНЫХ ДАН...

В строках с 1-й по N-ю этого файла файла содержится информация о классификационных шкалах и градациях, а в строках с N+1-й по последнюю - об описательных шкалах и градациях.

При нумерации строк XLS-файла исходных данных строка заголовка не нумеруется. Все строки и колонки файла исходных данных должны быть текстового типа. Для преобразования ячеек к текстовому типу надо в Excel заменить во всех числах десятичную запятую на десятичную точку и присвоить ячейкам текстовый тип данных.

1-й столбец этого файла должен быть текстового типа и содержать информацию о наименованиях шкал. Длина этих наименований должна быть минимальной, достаточной для понимания, т.к. используется в многочисленных текстовых и графических выходных формах

2-й столбец содержит информацию о типе данных классификационной или описательной шкалы:

- "N" шкала числового типа (значения в колонках будут преобразовываться из текстового типа в числовой);
- "C" шкала текстового типа (значения в колонках обрабатываются как текстовые).

Столбцы со 3-го по последний содержат информацию об объектах обучающей выборки.

Таким образом данный файл является транспонированным файлом стандарта, используемого режима 2.3.2.2().

Если задана опция формирования классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки, то система автоматически находит минимальное и максимальное значения в каждой числовой шкале и формирует заданное в диалоге количество равных интервалов. Градации текстовых шкал являются уникальные значения. С использованием этой информации генерируется обучающая выборка, в которой каждому столбцу XLS-файла исходных данных, начиная со второго, соответствует один объект обучающей выборки.

Если задана опция формирования только распознаваемой выборки, то с использованием ранее сформированных классификационных и описательных шкал и градаций на основе файла с именем: "Inp_rasp.xls" формируется распознаваемая выборка. Файл "Inp_rasp.xls" должен иметь такую же структуру, как "Inp_rasp.xls", в том числе в "Inp_rasp.xls" должен быть те же диапазоны строк классификационных и описательных шкал, что и в файле "Inp_data.xls".

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование классификационных и описательных шкал	Тип данных в шкале	Наименование 1-го объекта обучающей выборки	Наименование 2-го объекта обучающей выборки	...
Наименование 1-й классификационной шкалы	C	Текстовое значение	Текстовое значение	...
Наименование 2-й классификационной шкалы	N	Числовое значение	Числовое значение	...
...
Наименование 1-й описательной шкалы	C	Текстовое значение	Текстовое значение	...
Наименование 2-й описательной шкалы	N	Числовое значение	Числовое значение	...
...

Рисунок 4 – Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 10 (таблица 3) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 23 (таблица 4). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 5):

Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации
(класс математика)

Код	Название
1	1/10-{ 0.0000000, 47.0000000}, размер интервала = 47.000000
2	2/10-{ 47.0000000, 53.0000000}, размер интервала = 6.000000
3	3/10-{ 53.0000000, 59.0000000}, размер интервала = 6.000000
4	4/10-{ 59.0000000, 62.0000000}, размер интервала = 3.000000
5	5/10-{ 62.0000000, 66.0000000}, размер интервала = 4.000000
6	6/10-{ 66.0000000, 70.0000000}, размер интервала = 4.000000
7	7/10-{ 70.0000000, 74.0000000}, размер интервала = 4.000000
8	8/10-{ 74.0000000, 79.0000000}, размер интервала = 5.000000
9	9/10-{ 79.0000000, 86.0000000}, размер интервала = 7.000000
10	10/10-{ 86.0000000, 100.0000000}, размер интервала = 14.000000

Таблица 4 – Описательные шкалы и градации

Код	Название
1	1/2- female
2	2/2- male
3	1/5- group A
4	2/5- group B
5	3/5- group C
6	4/5- group D
7	5/5- group E
8	1/6- associate's degree
9	2/6- bachelor's degree
10	3/6- high school
11	4/6- master's degree
12	5/6- some college
13	6/6- some high school
14	1/2- free/redu
15	2/2- standard
16	1/2- compl
17	2/2- none
18	1/3-{ 17.0000000, 63.0000000}, размер интервала = 46.000000

19	2/3-{ 63.0000000, 76.0000000}, размер интервала = 13.000000
20	3/3-{ 76.0000000, 100.0000000}, размер интервала = 24.000000
21	1/3-{ 10.0000000, 62.0000000}, размер интервала = 52.000000
22	2/3-{ 62.0000000, 75.0000000}, размер интервала = 13.000000
23	3/3-{ 75.0000000, 100.0000000}, размер интервала = 25.000000

Таблица 5 – Обучающая выборка

2.4. Просмотр эвентологических баз данных (баз событий). Текущая модель: "INF1"											
Nº	Наименование объекта	2. MATH	3. GENDER	4. RACE/ETHNI	5. PARENTAL	6. LUNCH	7. TEST	8. READING	9. WRITING	▲	
1	1	7	1	4	9	15	17	19	22		
2	2	6	1	5	12	15	16	20	23		
3	3	10	1	4	11	15	17	20	23		
4	4	1	2	3	8	14	17	18	21		
5	5	8	2	5	12	15	17	20	22		
6	6	7	1	4	8	15	17	20	23		
7	7	10	1	4	12	15	16	20	23		
8	8	1	2	4	12	14	17	18	21		
9	9	5	2	6	10	14	16	19	22		
10	10	1	1	4	10	14	17	18	21		
11	11	3	2	5	8	15	17	18	21		
12	12	1	2	6	8	15	17	18	21		
13	13	5	1	4	10	15	17	20	22		
14	14	8	2	3	12	15	16	19	22		
15	15	2	1	3	11	15	17	18	21		
16	16	6	1	5	10	15	17	19	22		
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9		

Обучающая выборка (таблица 5), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 3 и 4). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 5).

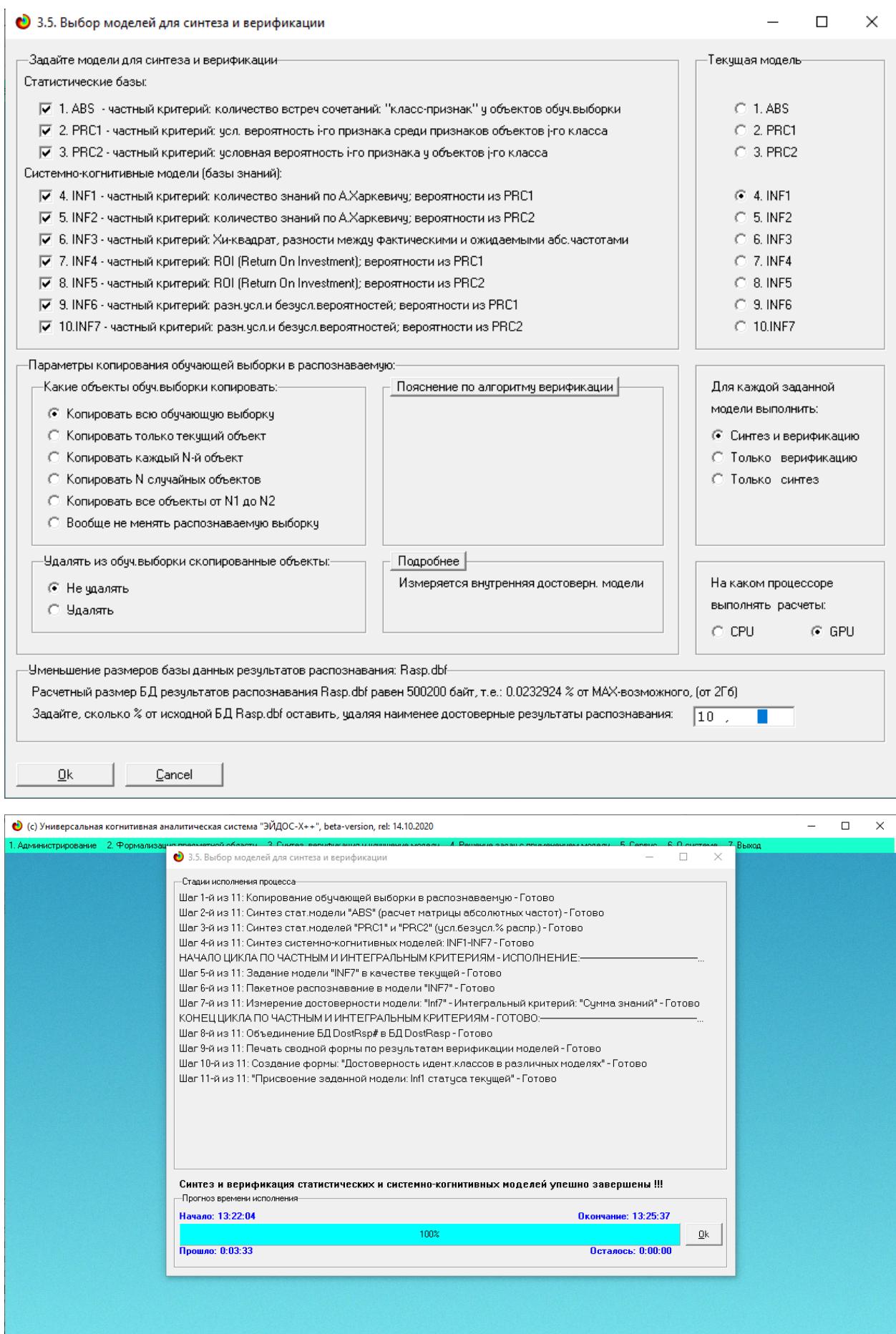


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации

статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 5 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 5 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 3 минуты 33 секунды. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 6, 7:

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"														
н	Наименование описательной шкалы и градации	1. MATH 1/10 (0.0, 47.0)	2. MATH 2/10 (47.0, 53.0)	3. MATH 3/10 (53.0, 59.0)	4. MATH 4/10 (59.0, 62.0)	5. MATH 5/10 (62.0, 66.0)	6. MATH 6/10 (66.0, 70.0)	7. MATH 7/10 (70.0, 74.0)	8. MATH 8/10 (74.0, 79.0)	9. MATH 9/10 (79.0, 86.0)	10. MATH 10/10 (86.0, 100.0)	Сумма		
1	GENDER-1/2-female	71	56	70	35	65	51	48	48	39	35	518		
2	GENDER-2/2-male	36	40	50	43	41	51	48	54	59	60	482		
3	RACE/ETHNI-1/5-group A	15	13	14	7	9	6	7	9	4	5	89		
4	RACE/ETHNI-2/5-group B	22	25	24	20	21	16	18	15	13	16	190		
5	RACE/ETHNI-3/5-group C	38	32	43	26	40	36	27	28	27	22	319		
6	RACE/ETHNI-4/5-group D	23	19	30	19	25	32	28	35	30	21	262		
7	RACE/ETHNI-5/5-group E	9	7	9	6	11	12	16	15	24	31	140		
8	PARENTAL-1/6-associate's degree	22	22	28	14	23	16	18	19	31	29	222		
9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	9	9	9	8	17	13	9	16	11	17	118		
10	PARENTAL-3/6-high school	29	20	30	18	20	22	22	15	11	9	196		
11	PARENTAL-4/6-master's degree	5	6	6	5	2	3	6	8	9	9	59		
12	PARENTAL-5/6-some college	16	19	29	20	23	31	20	27	20	21	226		
13	PARENTAL-6/6-some high school	26	20	18	13	21	17	21	17	16	10	179		
14	LUNCH-1/2-free/edu	77	51	47	32	38	28	26	34	11	11	355		
15	LUNCH-2/2-standard	30	45	73	46	68	74	70	68	87	84	645		
16	TEST-1/2-compl	24	26	37	21	39	43	34	46	37	51	358		
17	TEST-2/2-none	83	70	83	57	67	59	62	56	61	44	642		
18	READING-1/3-(17.000000, 63.000000)	101	76	69	32	27	20	8	6	2		341		
19	READING-2/3-(63.000000, 76.000000)	6	20	45	44	55	51	52	33	23	11	340		
20	READING-3/3-(76.000000, 100.000000)				6	2	24	31	36	63	73	84	319	
21	WRITING-1/3-(10.000000, 62.000000)	100	78	62	39	28	23	13	4	2		349		
22	WRITING-2/3-(62.000000, 75.000000)	7	17	48	34	50	45	43	42	27	10	323		
23	WRITING-3/3-(75.000000, 100.000000)				1	10	5	28	34	40	56	69	85	328

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами"												
номер изнака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MATH 1/10 (0.0, 47.0)	2. MATH 2/10 (47.0, 53.0)	3. MATH 3/10 (53.0, 59.0)	4. MATH 4/10 (59.0, 62.0)	5. MATH 5/10 (62.0, 66.0)	6. MATH 6/10 (66.0, 70.0)	7. MATH 7/10 (70.0, 74.0)	8. MATH 8/10 (74.0, 79.0)	9. MATH 9/10 (79.0, 86.0)	10. MATH 10/10 (86.0, 100.0)	Сумма
1	GENDER-1/2-female	15.574	6.272	7.840	-5.404	10.092	-1.836	-1.728	-4.836	-11.764	-14.210	
2	GENDER-2/2-male	-15.574	-6.272	-7.840	5.404	-10.092	1.836	1.728	4.836	11.764	14.210	
3	RACE/ETHNI-1/5-group A	5.477	4.456	3.320	0.058	-0.434	-3.078	-1.544	-0.078	-4.722	-3.455	
4	RACE/ETHNI-2/5-group B	1.670	6.760	1.200	5.180	0.860	-3.380	-0.240	-4.380	-5.620	-2.050	
5	RACE/ETHNI-3/5-group C	3.867	1.376	4.720	1.118	6.186	3.462	-3.624	-4.538	-4.262	-8.305	
6	RACE/ETHNI-4/5-group D	-5.034	-6.152	-1.440	-1.436	-2.772	5.276	2.848	8.276	4.324	-3.890	
7	RACE/ETHNI-5/5-group E	-5.980	-6.440	-7.800	-4.920	-3.840	-2.280	2.560	0.720	10.280	17.700	
8	PARENTAL-1/6-associate's degree	-1.754	0.688	1.360	-3.316	-0.532	-6.644	-3.312	-3.644	9.244	7.910	
9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	-3.626	-2.328	-5.160	-1.204	4.492	0.964	-2.328	3.964	-0.564	5.790	
10	PARENTAL-3/6-high school	8.028	1.184	6.480	2.712	-0.776	2.008	3.184	-4.992	-8.208	-9.620	
11	PARENTAL-4/6-master's degree	-1.313	0.336	-1.080	0.398	-4.254	-3.018	0.336	1.982	3.218	3.395	
12	PARENTAL-5/6-some college	-8.182	-2.696	1.880	2.372	-0.956	7.948	-1.696	3.948	-2.148	-0.470	
13	PARENTAL-6/6-some high school	6.847	2.816	-3.480	-0.962	2.026	-1.258	3.816	-1.258	-1.542	-7.005	
14	LUNCH-1/2-free/redu	39.015	16.920	4.400	4.310	0.370	-8.210	-8.080	-2.210	-23.790	-22.725	
15	LUNCH-2/2-standard	-39.015	-16.920	-4.400	-4.310	-0.370	8.210	8.080	2.210	23.790	22.725	
16	TEST-1/2-compl	-14.306	-8.368	-5.960	-6.924	1.052	6.464	-0.368	9.484	1.916	16.990	
17	TEST-2/2-none	14.306	8.368	5.960	6.924	-1.052	-6.484	0.368	-9.484	-1.916	-16.990	
18	READING-1/3-(17.000000, 63.000000)	64.913	43.264	28.080	5.402	-9.146	-14.782	-24.736	-28.782	-31.418	-32.395	
19	READING-2/2-(63.000000, 76.000000)	-30.380	-12.640	4.200	17.480	18.960	16.320	19.360	-1.680	-10.320	-21.300	
20	READING-3/3-(76.000000, 100.000000)	-34.133	-30.624	-32.280	-22.882	-9.814	-1.538	5.376	30.462	41.738	53.695	
21	WRITING-1/3-(10.000000, 62.000000)	62.657	44.496	20.120	11.778	-8.994	-12.598	-20.504	-31.598	-32.202	-33.155	
22	WRITING-2/3-(62.000000, 75.000000)	-27.561	-14.008	9.240	8.806	15.762	12.054	11.992	9.054	-4.654	-20.685	
23	WRITING-3/3-(75.000000, 100.000000)	-35.096	-30.488	-29.360	-20.584	-6.768	0.544	8.512	22.544	36.856	53.840	

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое количество информации содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1-L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 3.4

системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"											
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Фишера Ван Ризбергена	Сумма модул... уровней сход... истинно-полож... решений (STP)	Сумма модул... уровней сход... истинно-отрицат... решений (STN)	Сумма модул... уровней сход... ложно-полож... решений (SFP)	Сумма модул... уровней сход... ложно-отрицат... решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход... истинно-полож... решений	Средний модуль уровней сход... истинных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас..."	Корреляция abs.частот с обр...	0, 732	558, 850	30, 179	276, 159	1, 021	0, 669	0, 998	0, 801	0, 567	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас..."	Сумма abs.частот по признак...	0, 690	652, 232		471, 497		0, 580	1, 000	0, 735	0, 652	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0, 732	558, 850	30, 179	276, 159	1, 021	0, 669	0, 998	0, 801	0, 567	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0, 690	691, 451		505, 972		0, 577	1, 000	0, 732	0, 691	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0, 732	558, 850	30, 179	276, 159	1, 021	0, 669	0, 998	0, 801	0, 567	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0, 690	691, 451		505, 972		0, 577	1, 000	0, 732	0, 691	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: ...	Семантический резонанс знаний	0, 762	390, 378	185, 926	148, 808	25, 389	0, 724	0, 939	0, 818	0, 434	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: ...	Сумма знаний	0, 752	133, 759	153, 856	39, 507	21, 653	0, 772	0, 861	0, 814	0, 163	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: ...	Семантический резонанс знаний	0, 762	390, 378	185, 926	148, 808	25, 389	0, 724	0, 939	0, 818	0, 434	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: ...	Сумма знаний	0, 752	133, 759	153, 856	39, 507	21, 653	0, 772	0, 861	0, 814	0, 163	
6. INF3 - частный критерий: Хинкаладр, разности между фактами...	Семантический резонанс знаний	0, 772	427, 364	196, 245	152, 194	32, 069	0, 737	0, 930	0, 823	0, 486	
6. INF3 - частный критерий: Хинкаладр, разности между фактами...	Сумма знаний	0, 772	278, 246	112, 733	82, 223	12, 275	0, 772	0, 958	0, 855	0, 316	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс знаний	0, 770	411, 587	180, 980	145, 994	27, 039	0, 738	0, 938	0, 826	0, 468	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0, 761	263, 738	85, 213	80, 164	11, 929	0, 767	0, 957	0, 851	0, 302	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс знаний	0, 770	411, 587	180, 980	145, 994	27, 039	0, 738	0, 938	0, 826	0, 468	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0, 761	263, 738	85, 213	80, 164	11, 929	0, 767	0, 957	0, 851	0, 302	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс знаний	0, 768	417, 343	191, 110	149, 311	33, 982	0, 737	0, 925	0, 820	0, 478	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0, 764	293, 042	96, 279	90, 438	12, 724	0, 764	0, 958	0, 850	0, 333	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс знаний	0, 768	417, 343	191, 110	149, 311	33, 982	0, 737	0, 925	0, 820	0, 478	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0, 764	293, 042	96, 279	90, 438	12, 724	0, 764	0, 958	0, 850	0, 333	

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($F=0,772$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,855$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между оценками по математики и другими факторами.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик оружия в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

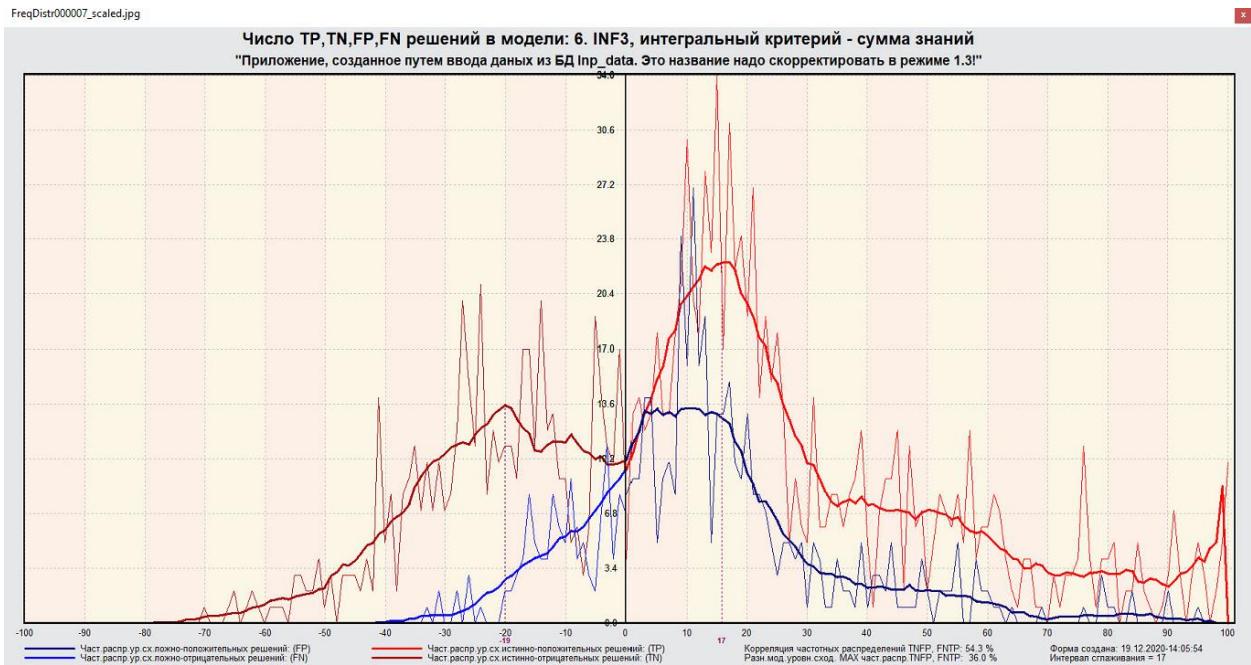


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 9 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, меньше по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а правое, больше по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации вида оружия по его характеристикам и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 42% ложные отрицательные решения вообще практически отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений картина более сложная и включает 3 диапазона уровней сходства

1) при уровнях сходства от 0% до 5% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 5% до примерно 97% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных решений больше числа ложных и доля истинных решений пропорционально уменьшается при увеличении уровня сходства;

3) при уровнях сходства выше 97% ложные положительные решения не встречаются.

На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

состоответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществляется один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представите себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1,+1} и {0,1}:

$$L1 = (-TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (\text{нормировка: } \{-1,+1\})$$
$$L2 = (1 + (-TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)) / 2 \quad (\text{нормировка: } \{0,1\})$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

F-мера = $2(Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall)$ - достоверность модели
Precision = $TP / (TP + FP)$ - точность модели;
Recall = $TP / (TP + FN)$ - полнота модели;

L1-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

L1-мера = $2(SPrecision \cdot SRecall) / (SPrecision + SRecall)$
SPrecision = $STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом суммы уровней сходства;
SRecall = $STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом суммы уровней сходства;
STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

L2-мера = $2(APrecision \cdot ARecall) / (APrecision + ARecall)$
APrecision = $ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;
ARecall = $ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;
ATP=STP/TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
AFP=SFP/FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Луценко Е. В. Инвариантное относительное объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>. 2 у.п.].

Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

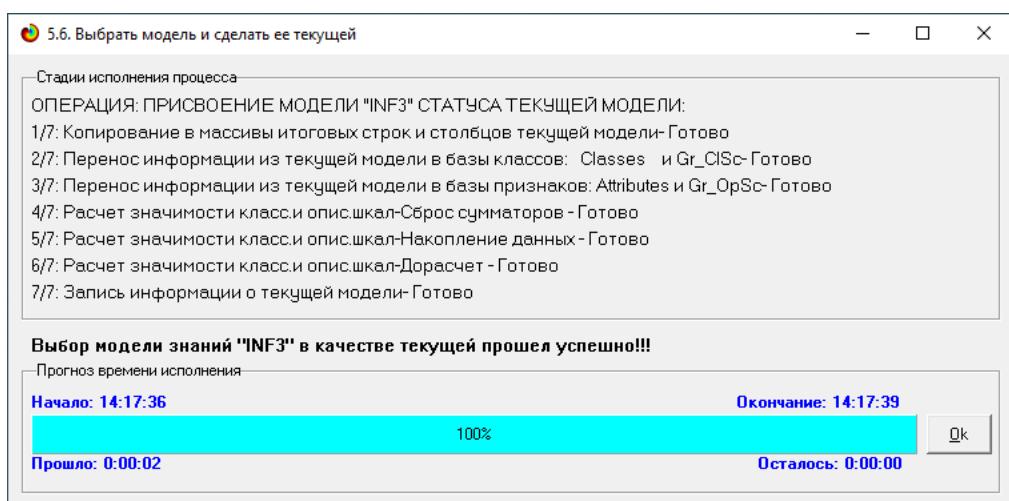
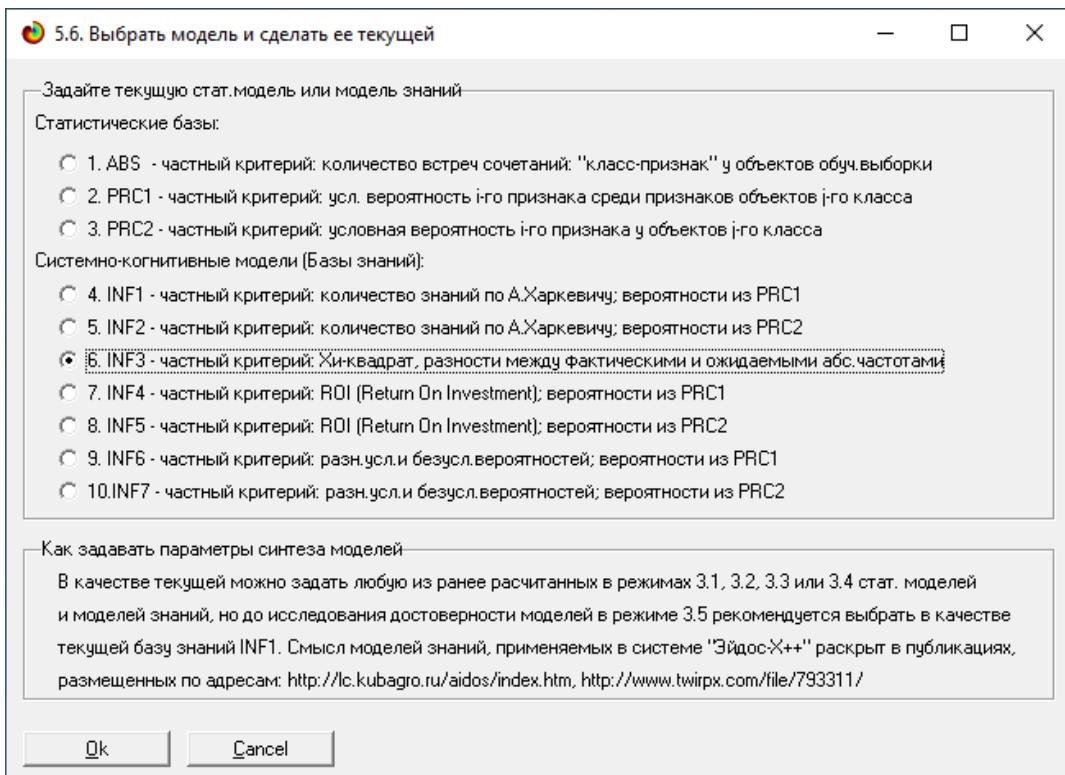


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса оружия на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 12).

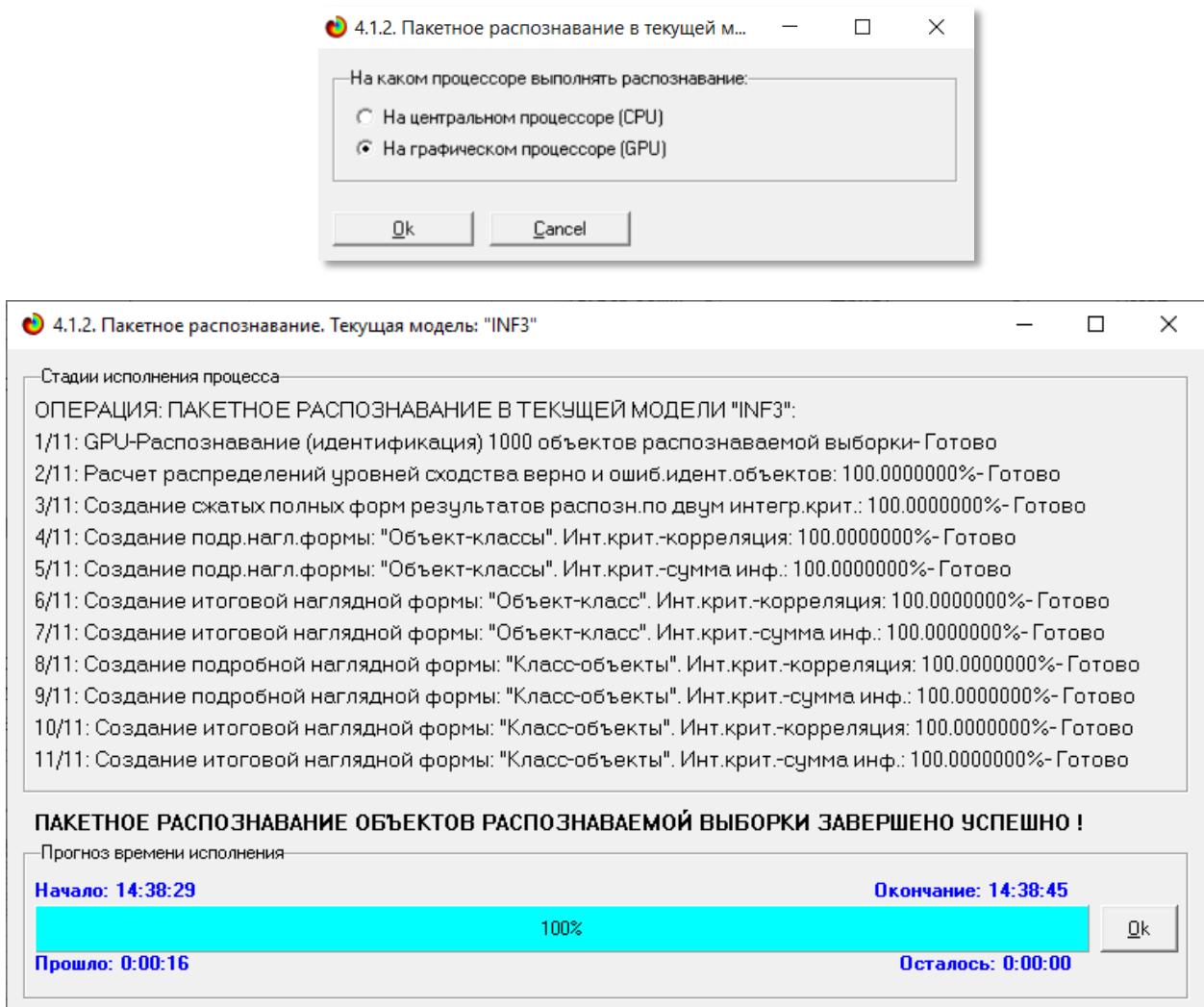


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 16 секунд.

Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на GPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

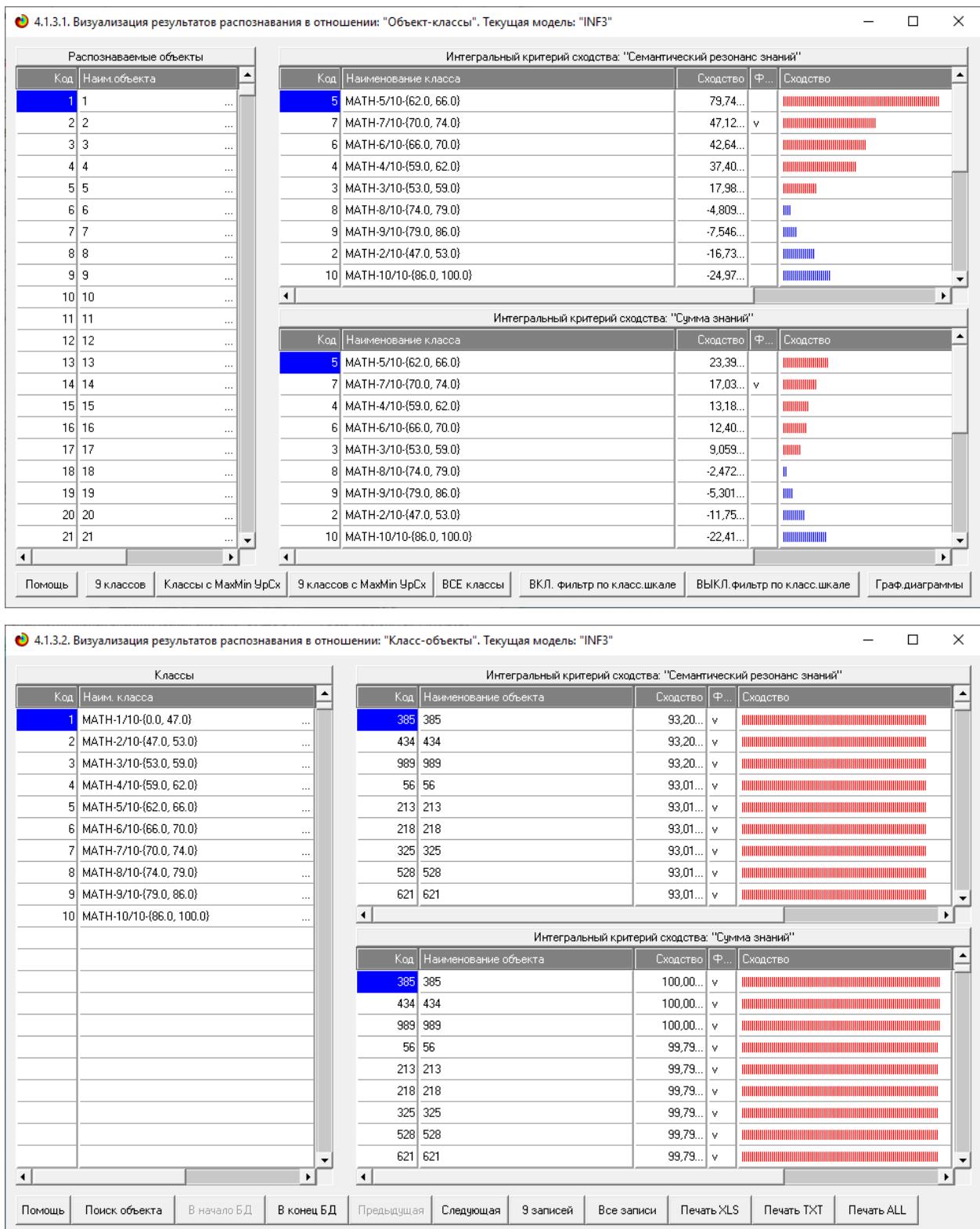


Рисунок 13. Выходные формы по результатам зависимости оценки по математики от других характеристик.

Символ «V» стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты идентификации являются отличными.

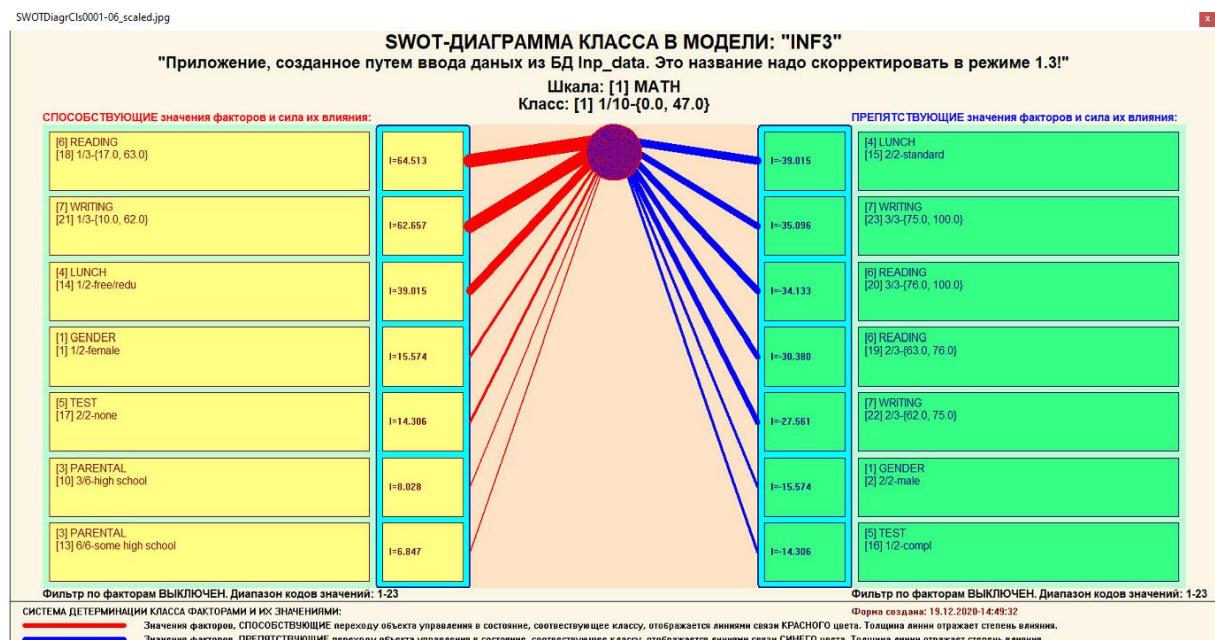
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

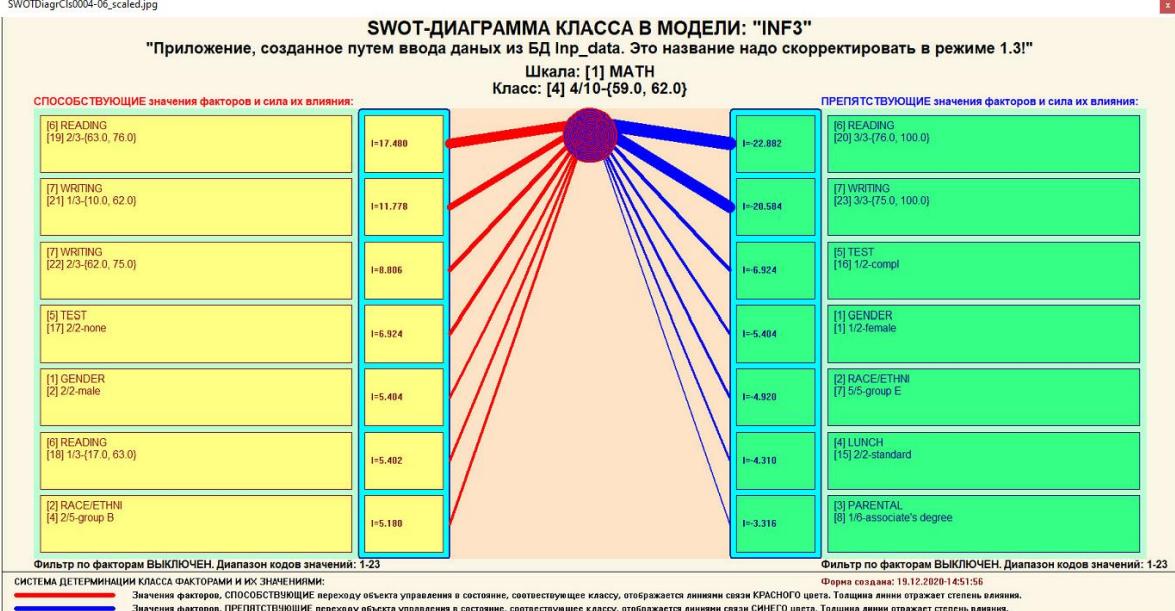
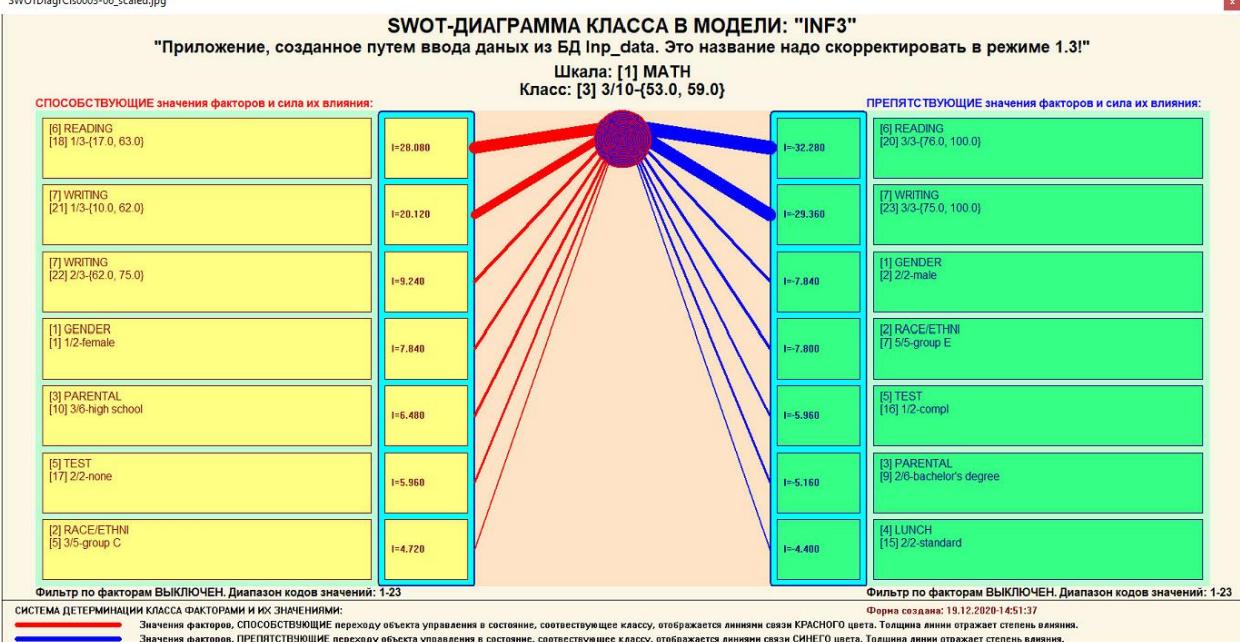
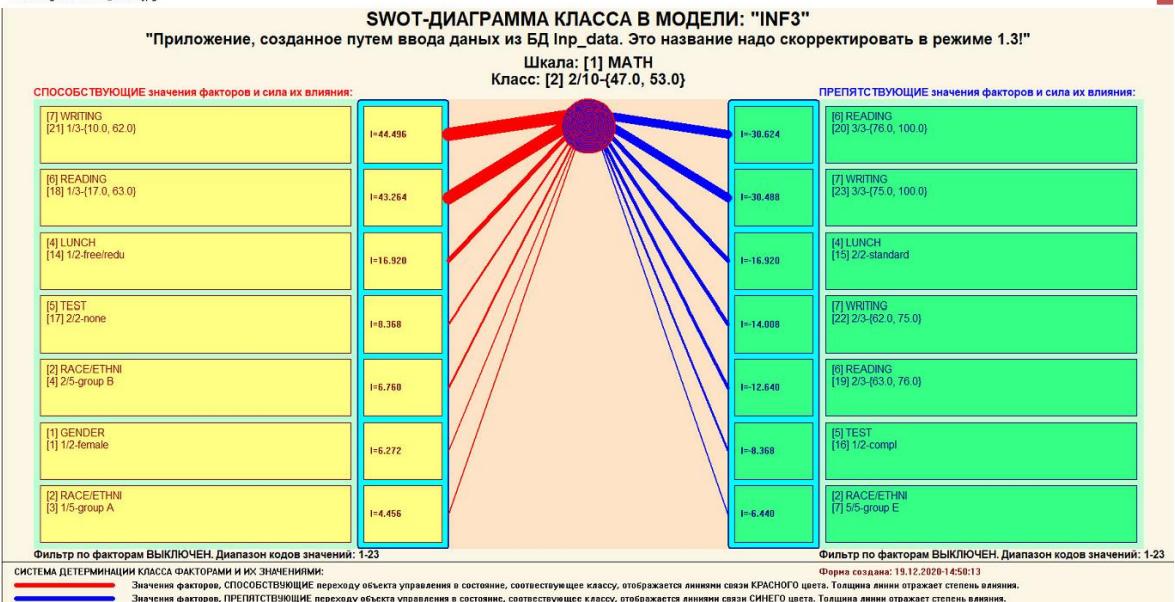
При принятии решений определяется сила и направление влияния значений факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути, это решение задачи SWOT-анализа.

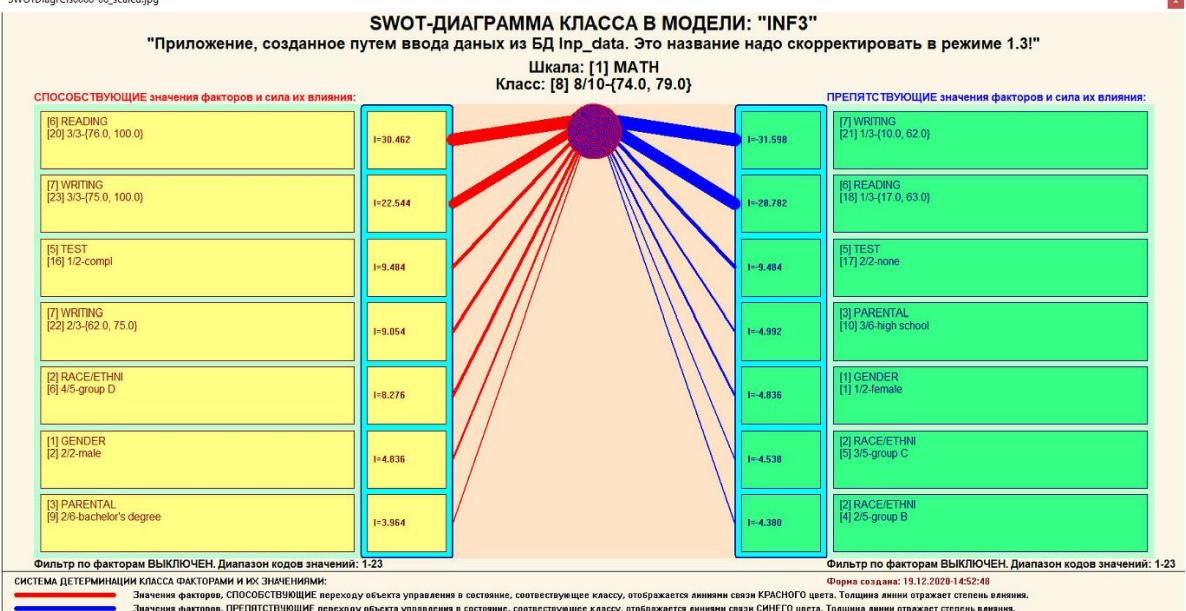
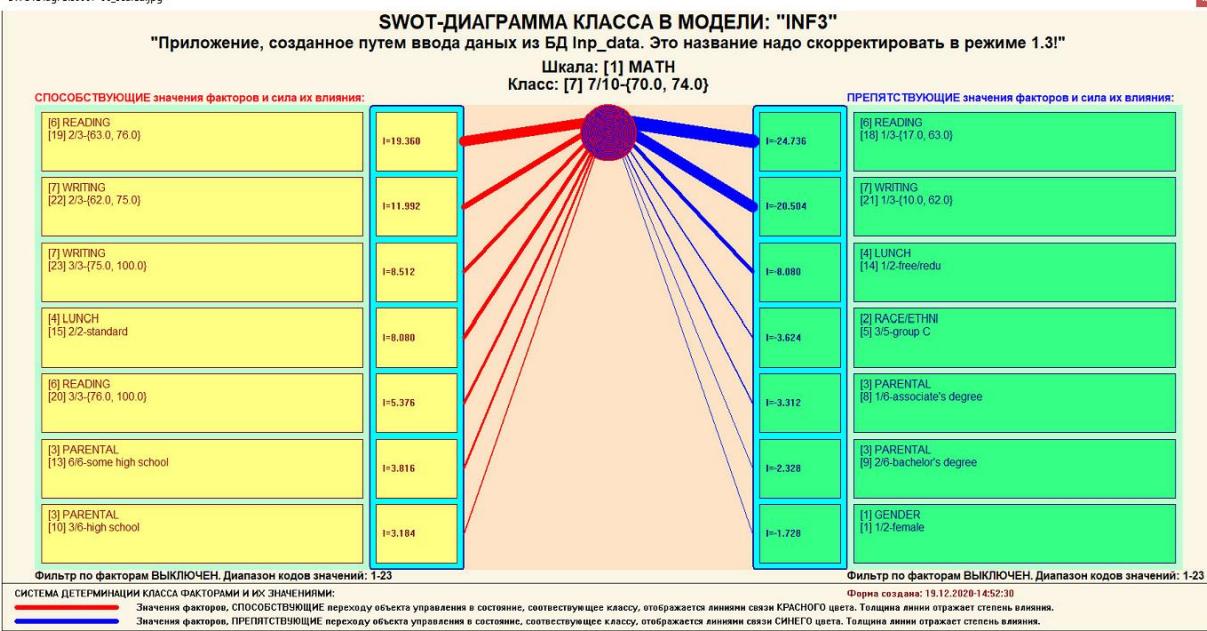
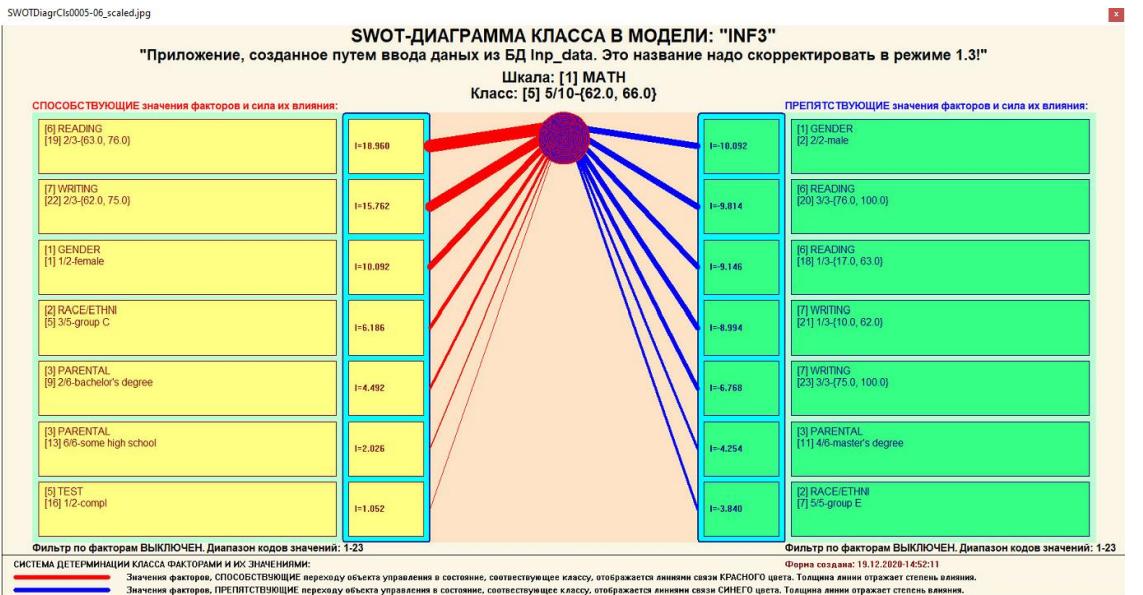
Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом выявляется система детерминации заданного класса, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений факторов на оценку по математике.







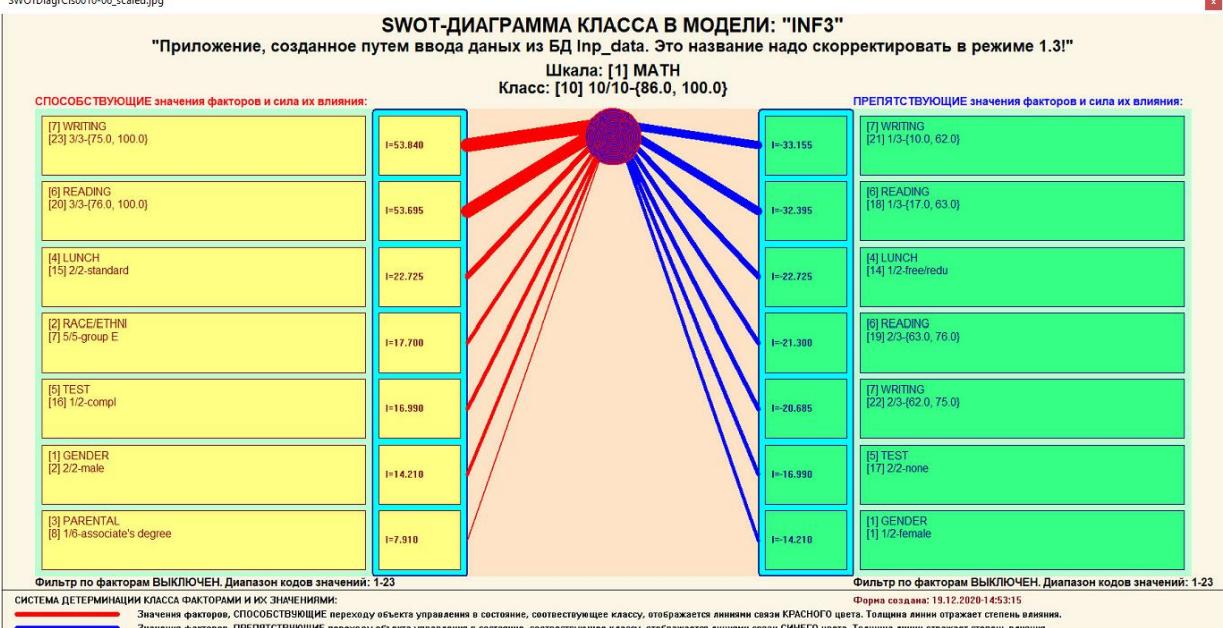
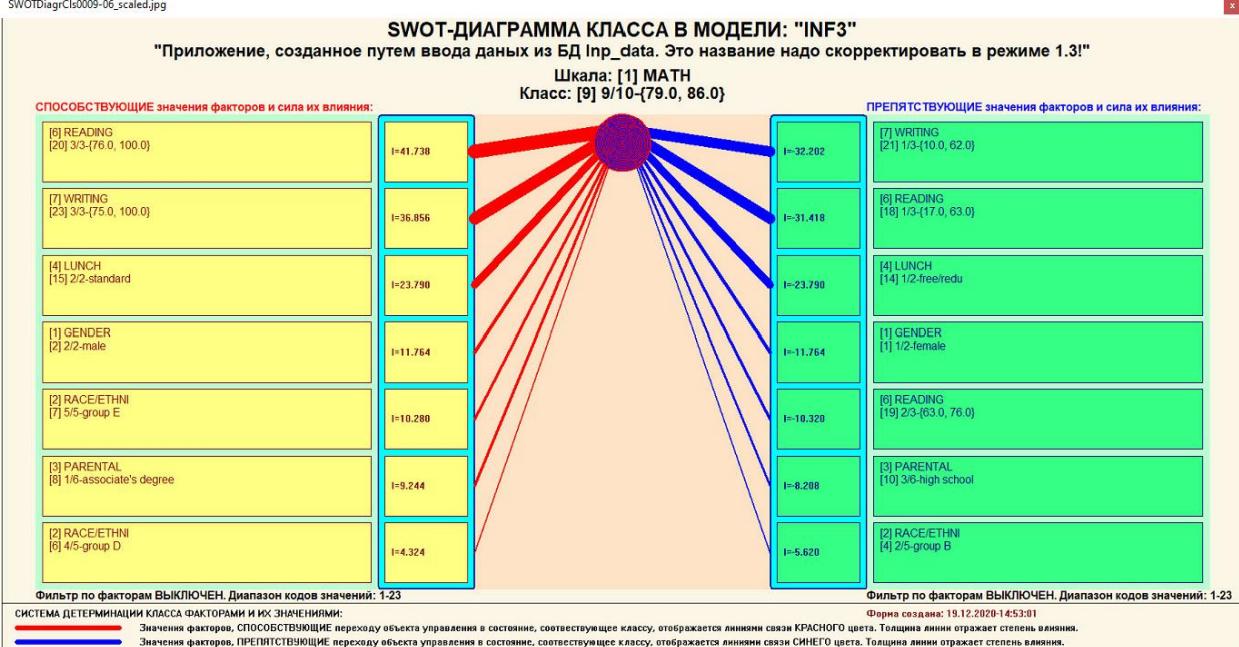


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации оценки по математике

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи всегда, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

У Т В Е Р Ж Д А Ъ
Заведующий Краснодарским
сектором ИСИ АН СССР, к. ф. н.
А.А.Хагуров
1987г.

У Т В Е Р Ж Д А Ъ
Директор Северо-Кавказского филиала
ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к. э. н.
Э.М.Трахов
1987г.

А К Т

Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М.,
Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в
соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между
Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским
сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-
Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие ра-
боты:

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома";
- разработаны математическая модель и программное обеспечение под-
системы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу
в среде персональной технологической системы ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены рас-
чёты по задаче в объёме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.
Выходная информация - 4 вида выходных форм объёмом 90 листов
формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:

- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам корреспондентов;
- распределение информативностей признаков (в битах) для распозна-
ния социальных типов корреспондентов;
- позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных типов на языке 212 признаков;
- обобщённая характеристика информативности признаков для выбора такого минимального набора признаков, который содержит максимум информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).

Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.

От ИСИ АН СССР:

Мл. научный сотрудник
Кириченко М.М. Кириченко
19.05.1987г.

Мл. научный сотрудник
Ляшко Г.А. Ляшко
19.05.1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":

Зав. отделом аэрокосмических и
тематических изысканий №4, к. э. н.
Самсонов Г.А. Самсонов
19.05.1987г.

Главный конструктор проекта
Б.И.Коренец В.И. Коренец
19.05.82г. 1987г.

Главный конструктор проекта
Е.В.Луценко Е.В. Луценко
19.05.87г. 1987г.

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным информационными портретами классов.

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 14, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т. ч. вообще вся имеющаяся в модели). Подобная

подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: \\Aidos-X\\AID_DATA\\A0000001\\System\\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

На рисунке 15 приведены примеры нескольких инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния той или иной оценки по математике на другие факторы.

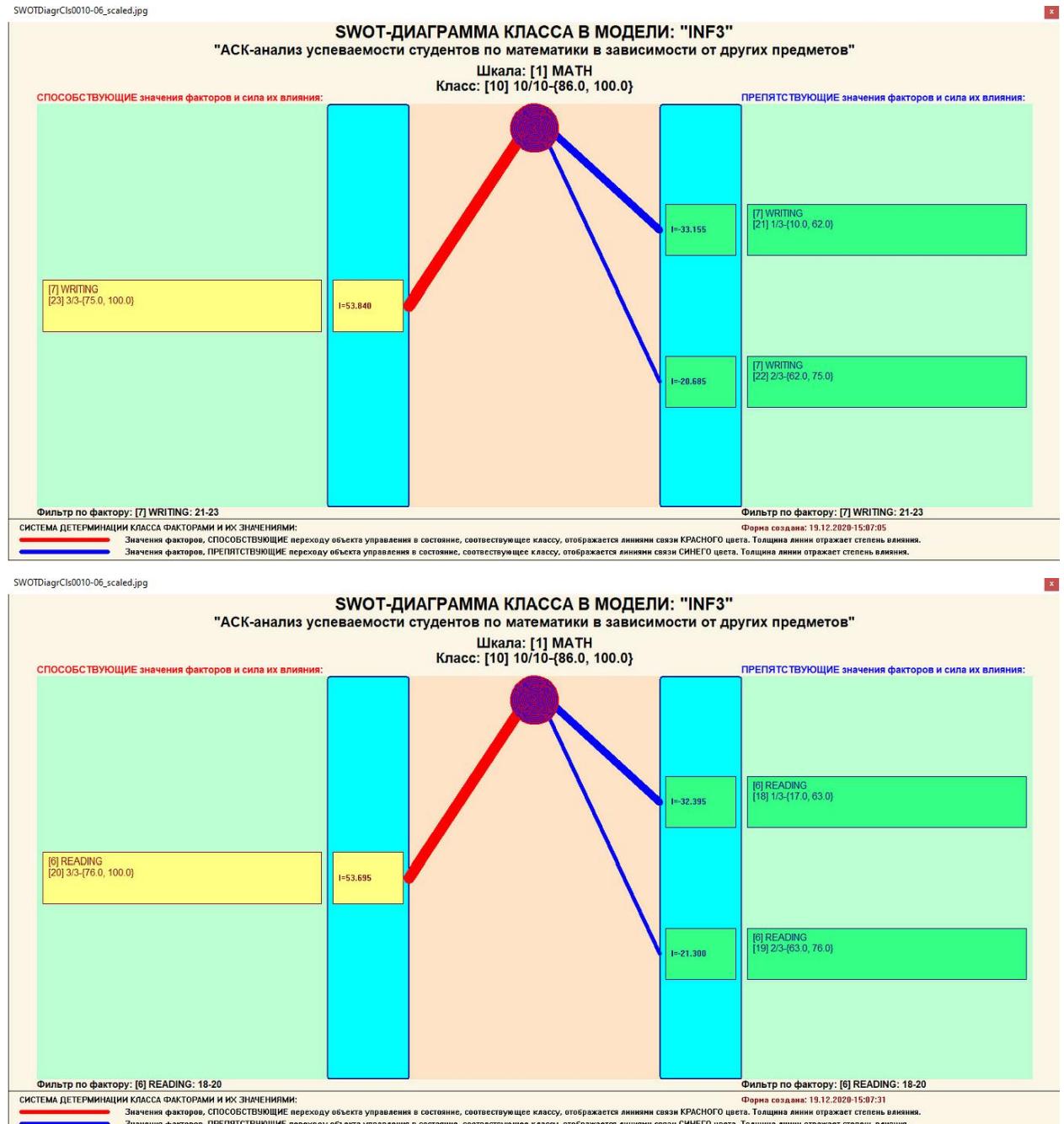


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных оценок по письму и чтению на оценку по математике

Из данного примера видно, что хорошие оценки по письму и по чтению очень сильно влияют на хорошую оценку по математике. Средняя оценка по

данным предметам не дает уверенности, что у данного ученика будет хорошая успеваемость по математике.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным метод стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но, к сожалению, она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос».

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные

нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны количественные оценки сходства/различия оценок по математике по связанным с ними значениям успеваемости по другим предметам. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

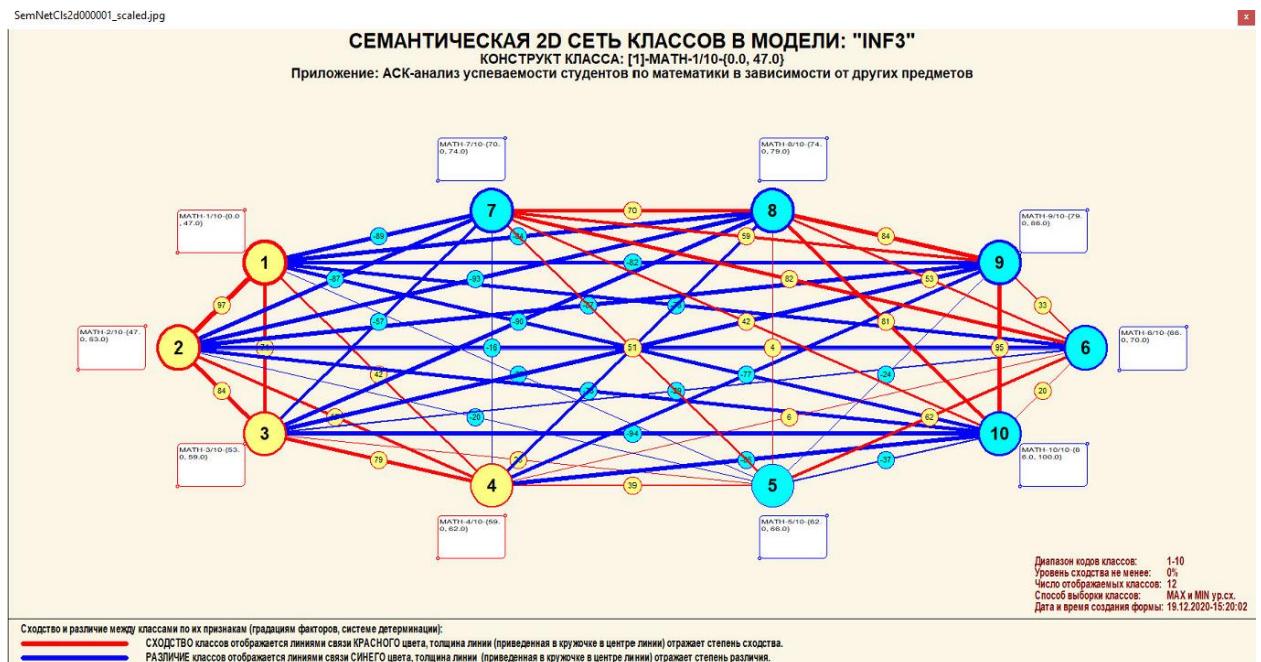


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия видов оружия по связанным с ними значениям их характеристик.

В системе «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 16. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 17.

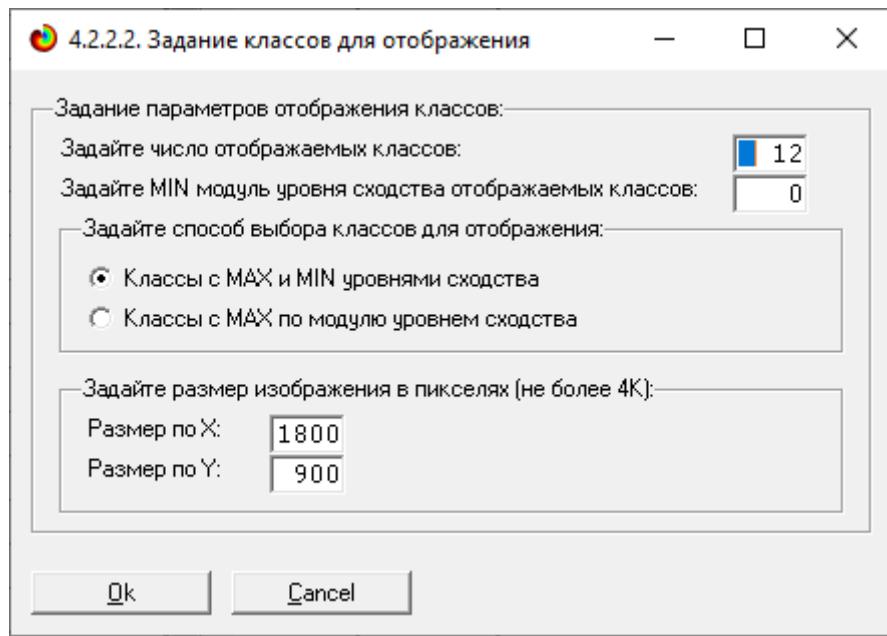


Рисунок 11. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной кластеризации (рисунок 18):

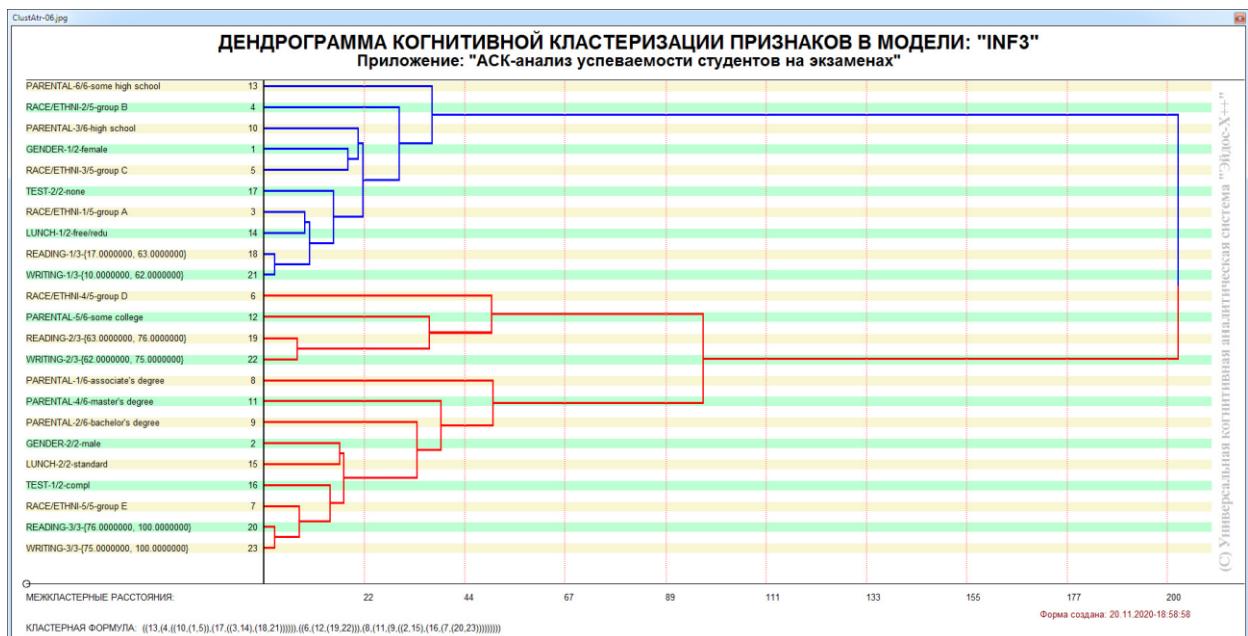


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие факторов от оценки по математике 47

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые оценки сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения характеристик, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все классы образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межклластерных расстояний:

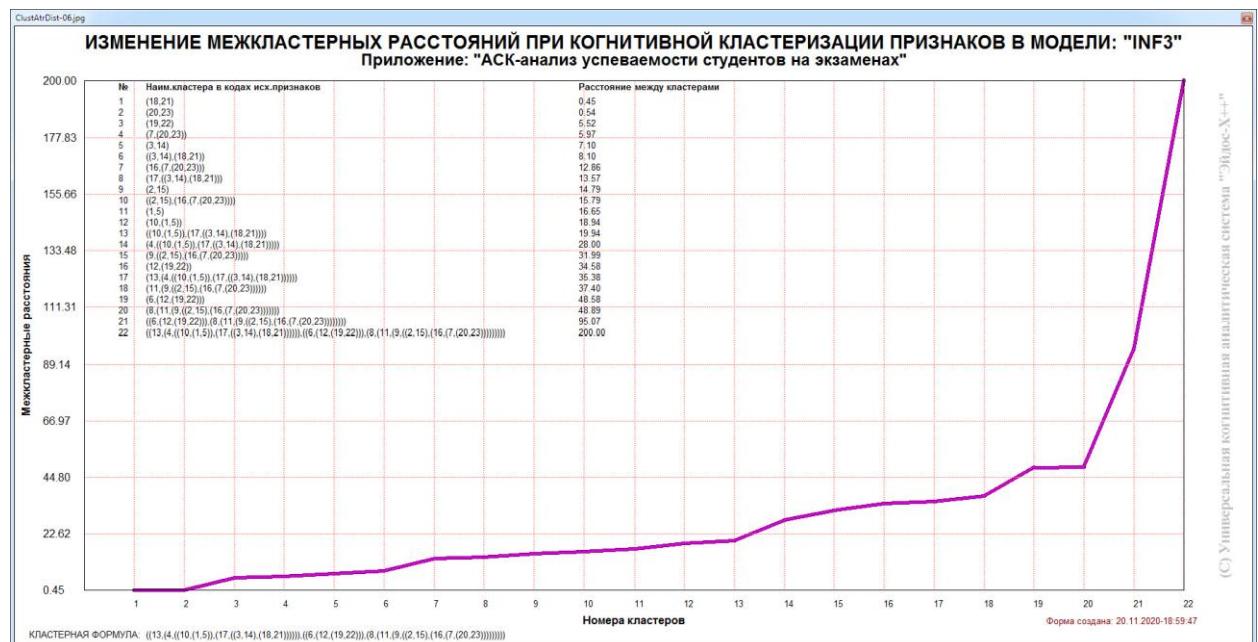


Рисунок 19. График изменения межклластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений параметров характеристик по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о виде оружия. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

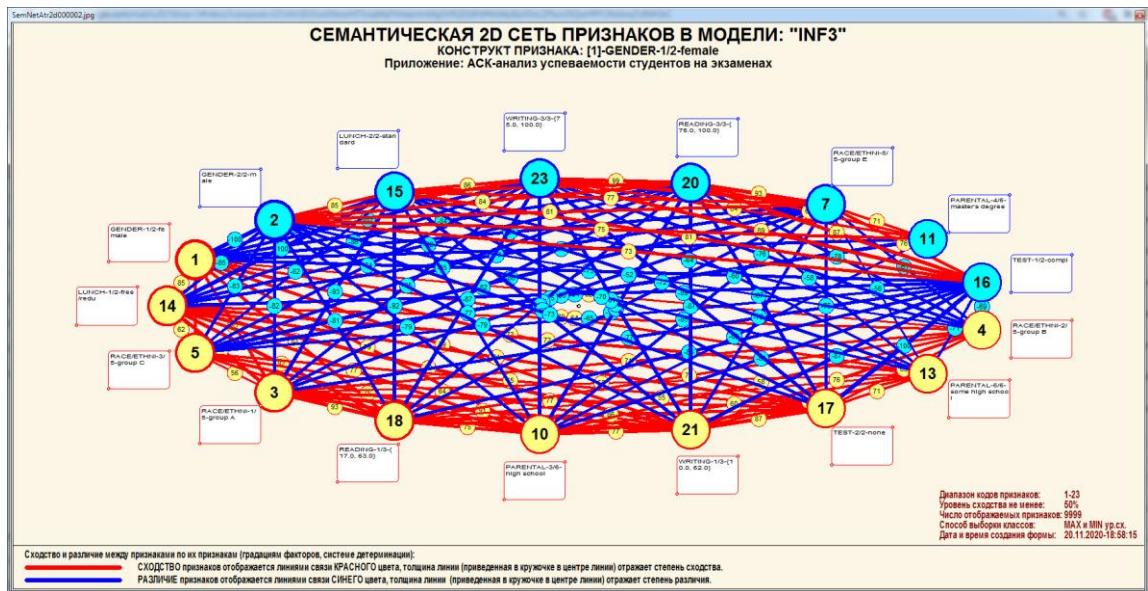


Рисунок 20. сходство/различие оценок по полу в соответствии с их характеристиками

Из рисунка 20 видно, что все значения факторов образуют два крупных кластера, противоположных по их смыслу. Эти кластеры образуют полюса конструкта.

Отметим, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны количественные оценки сходства/различия значений факторов, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

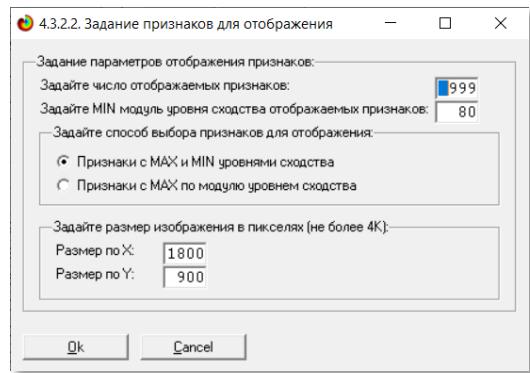


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

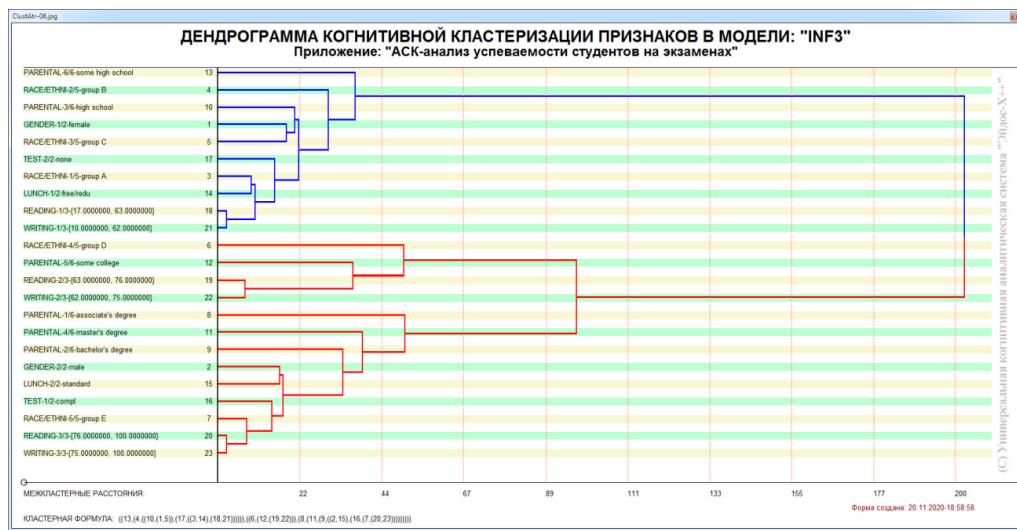


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации об оценках по математике. **Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).**

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.

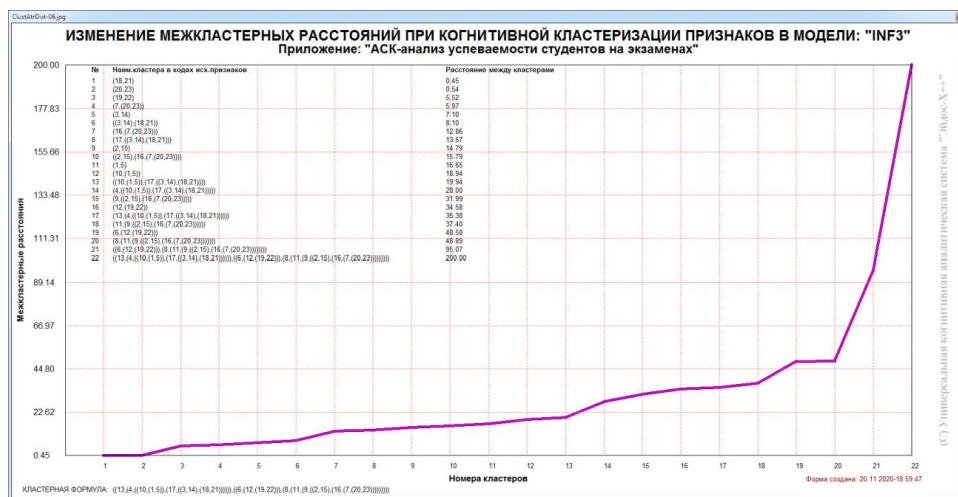


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 24 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 25 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

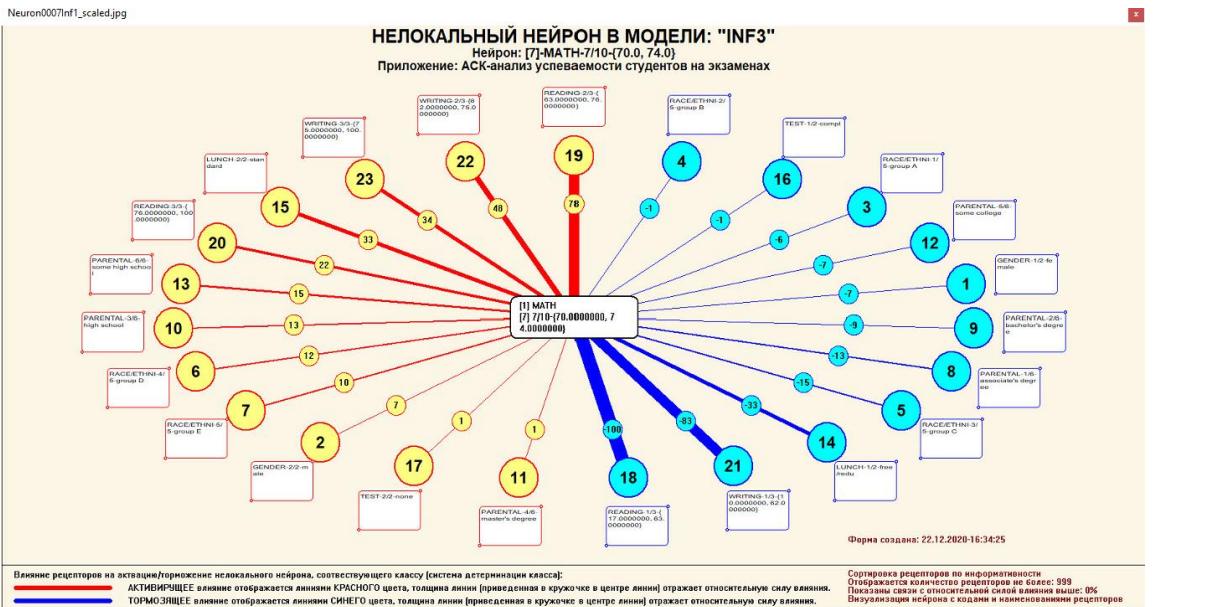


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик оружия на его вид

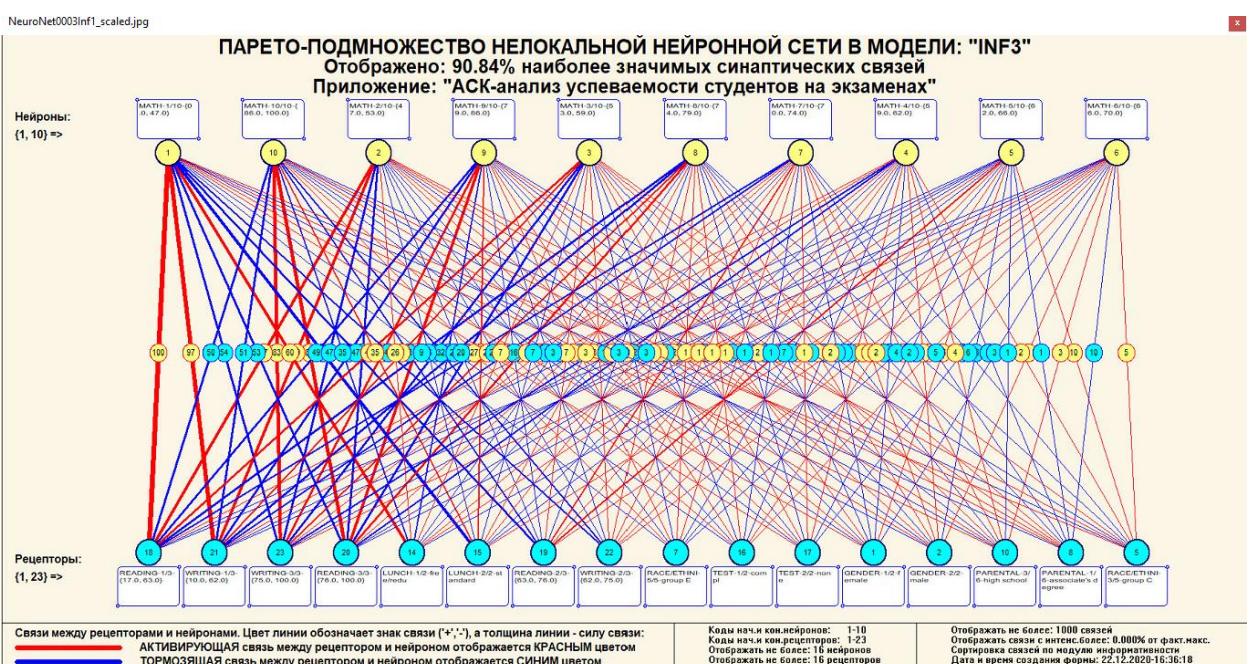


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик оружия на его вид (фрагмент 90,84% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют оценке по математике, а рецепторы – факторы влияющие на нее. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко

обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний. Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки – рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что:

- 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
- 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
- 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 90% СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отраженных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

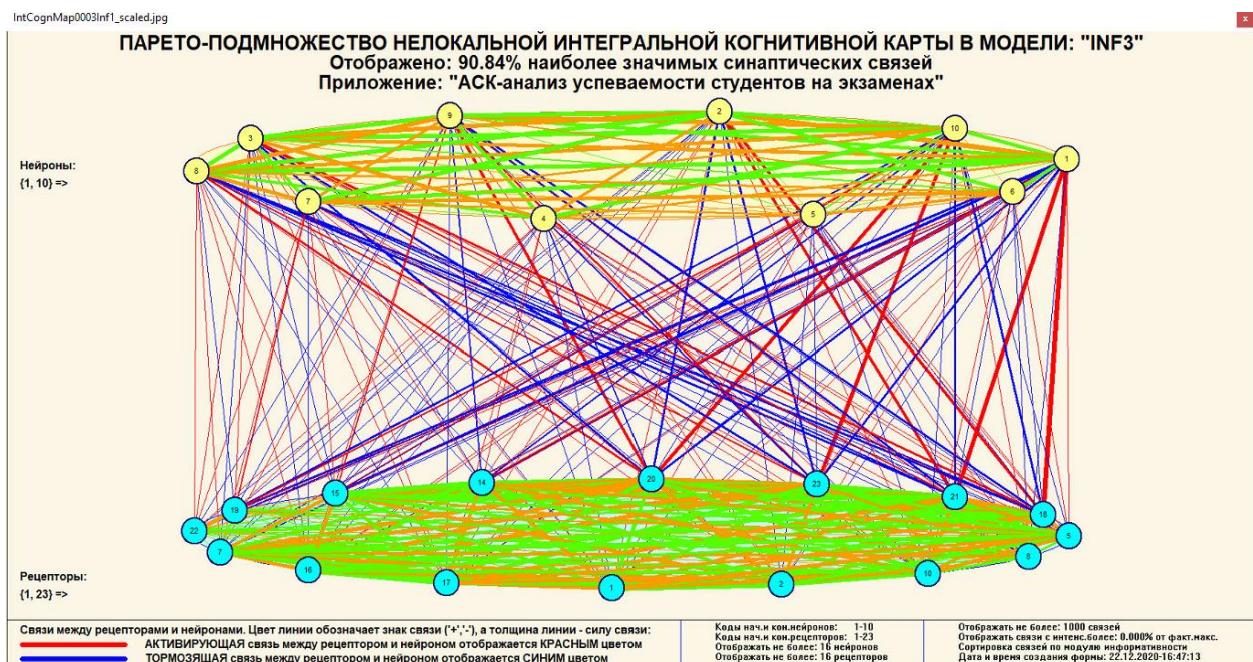


Рисунок 262. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27).

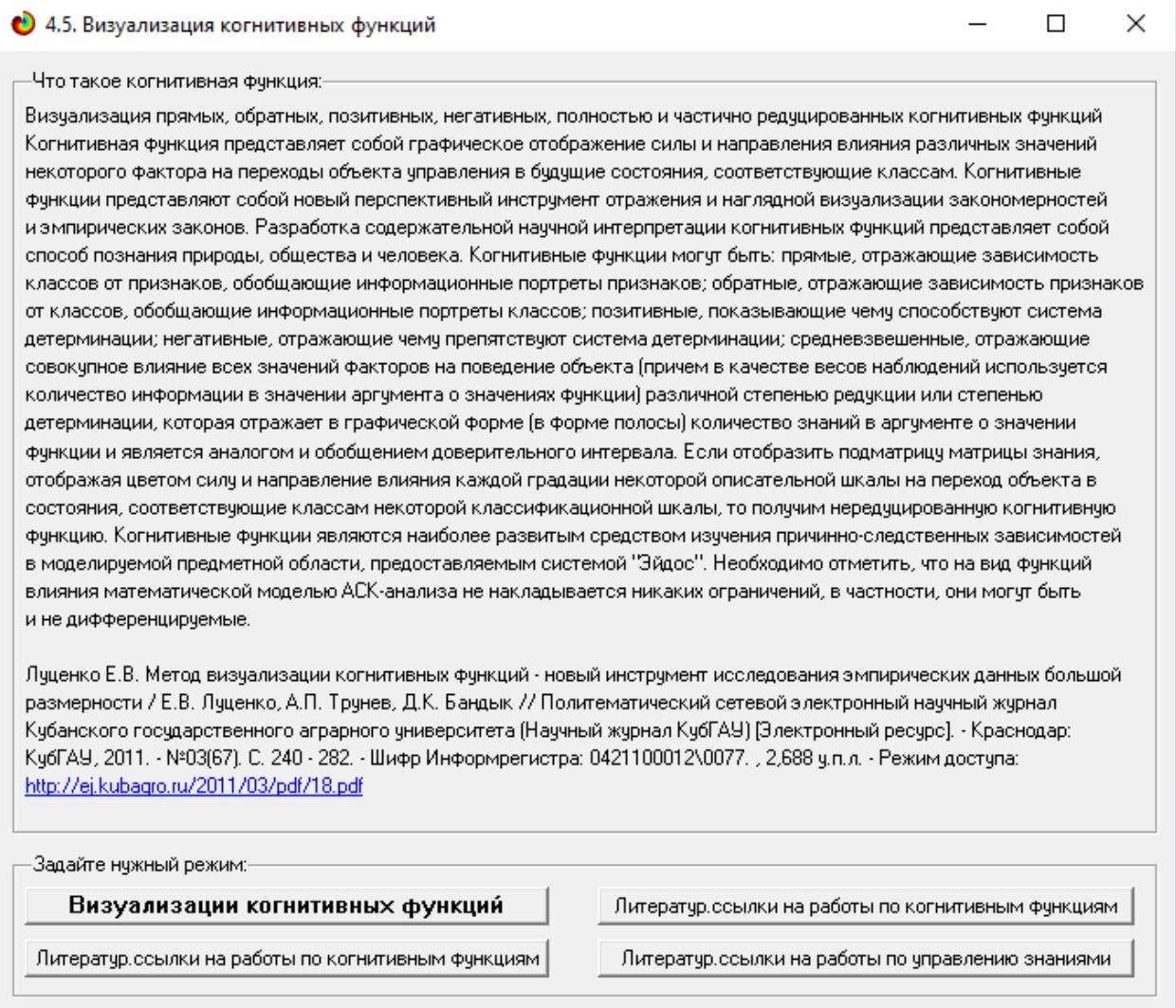


Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации эмпирических закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека.

Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков;

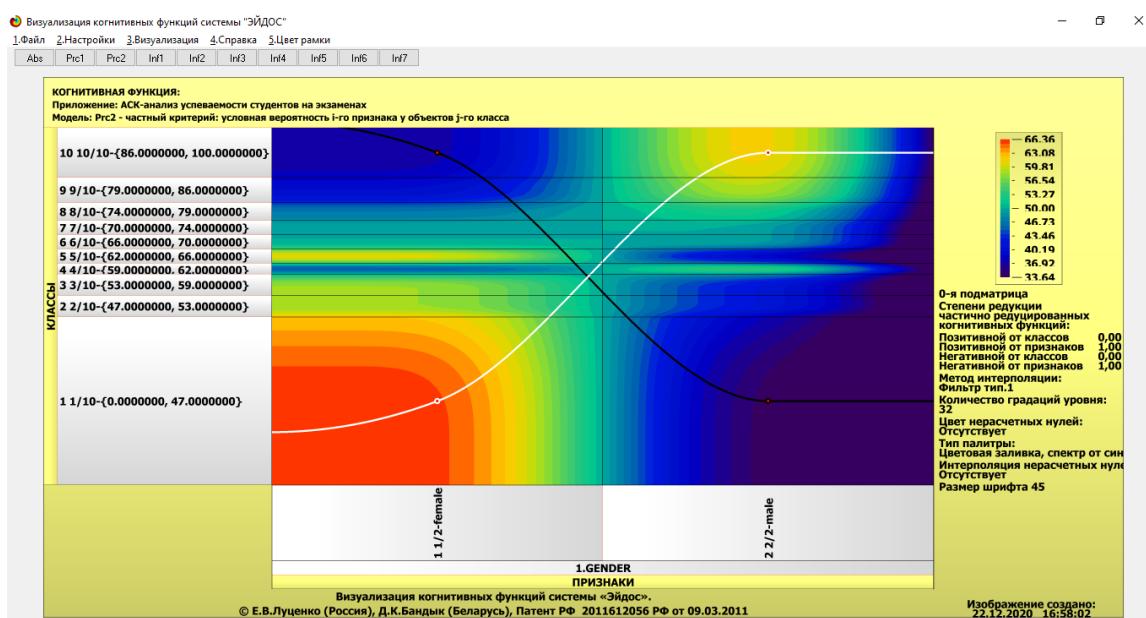
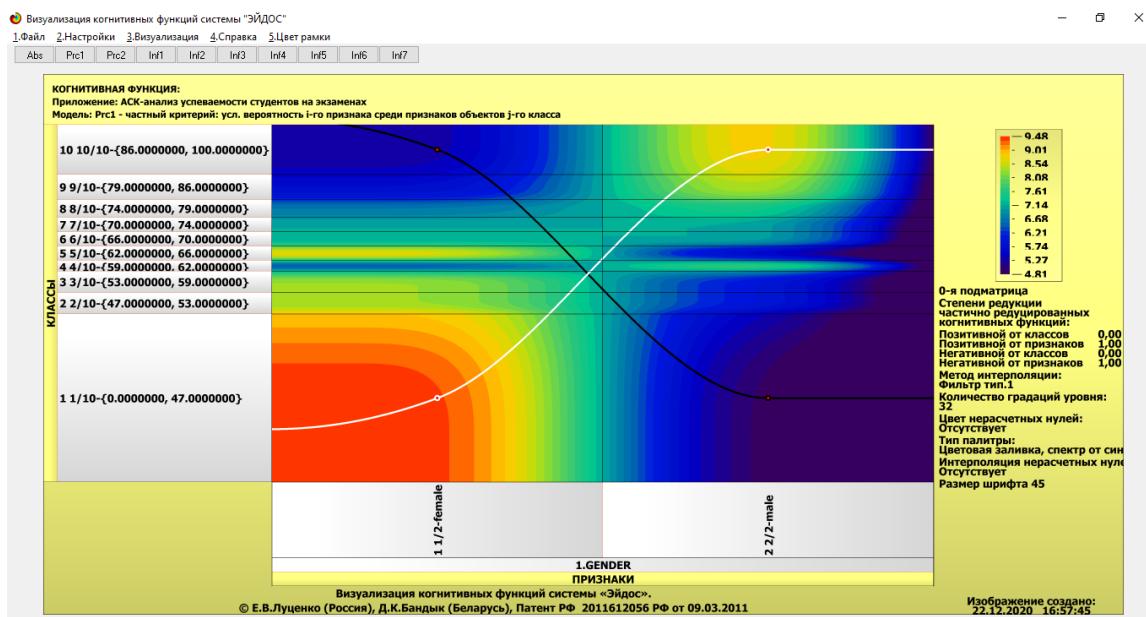
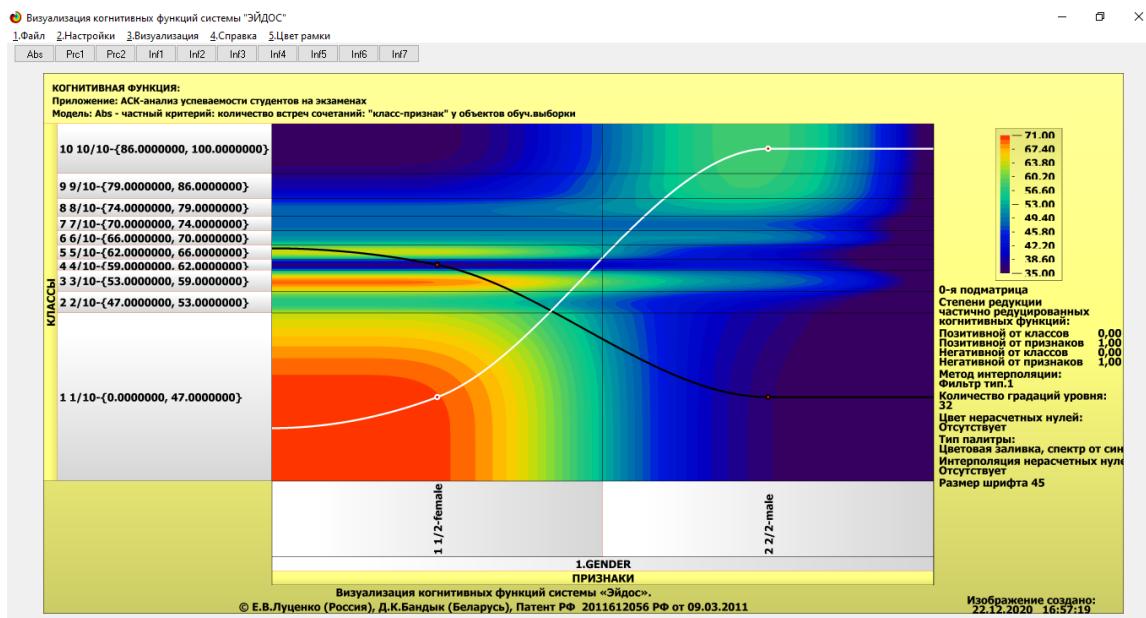
обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией); средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

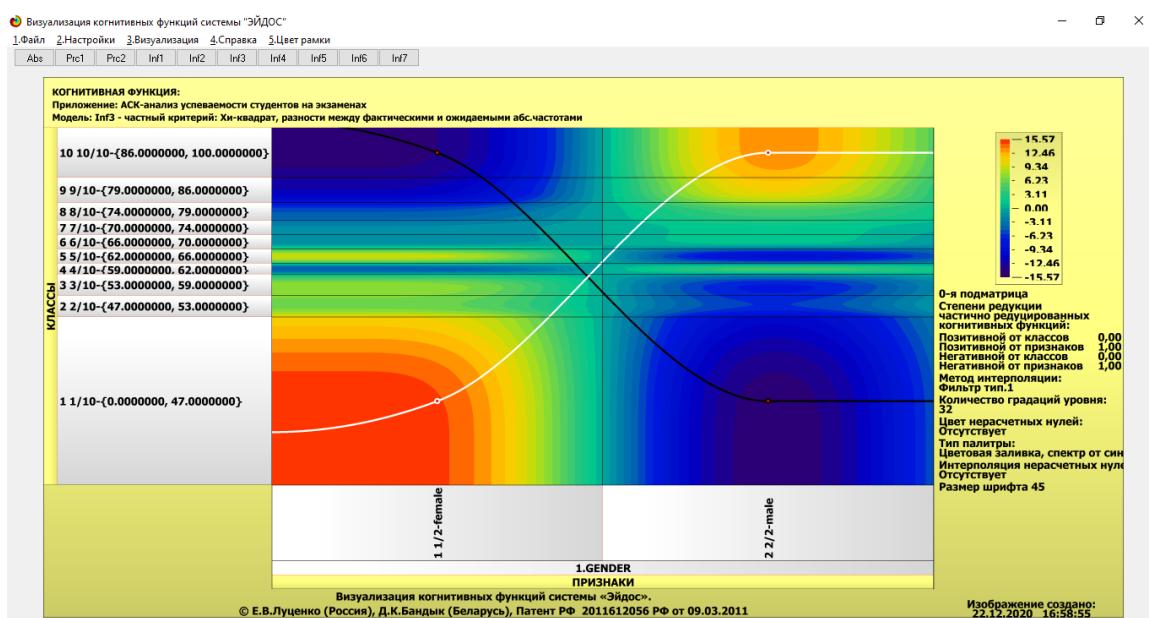
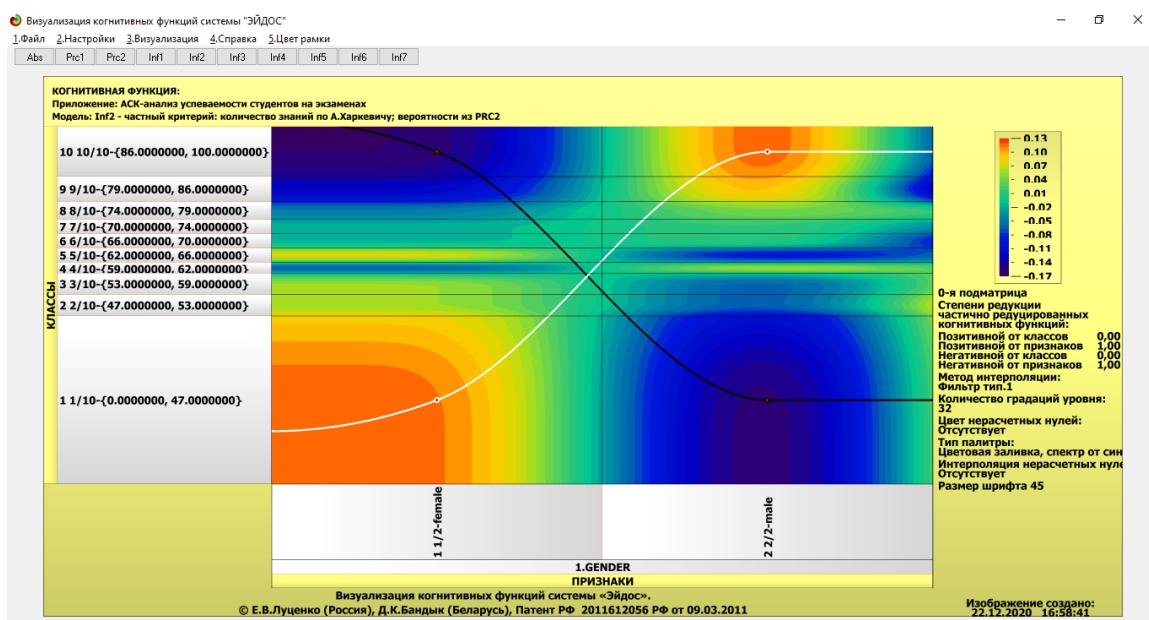
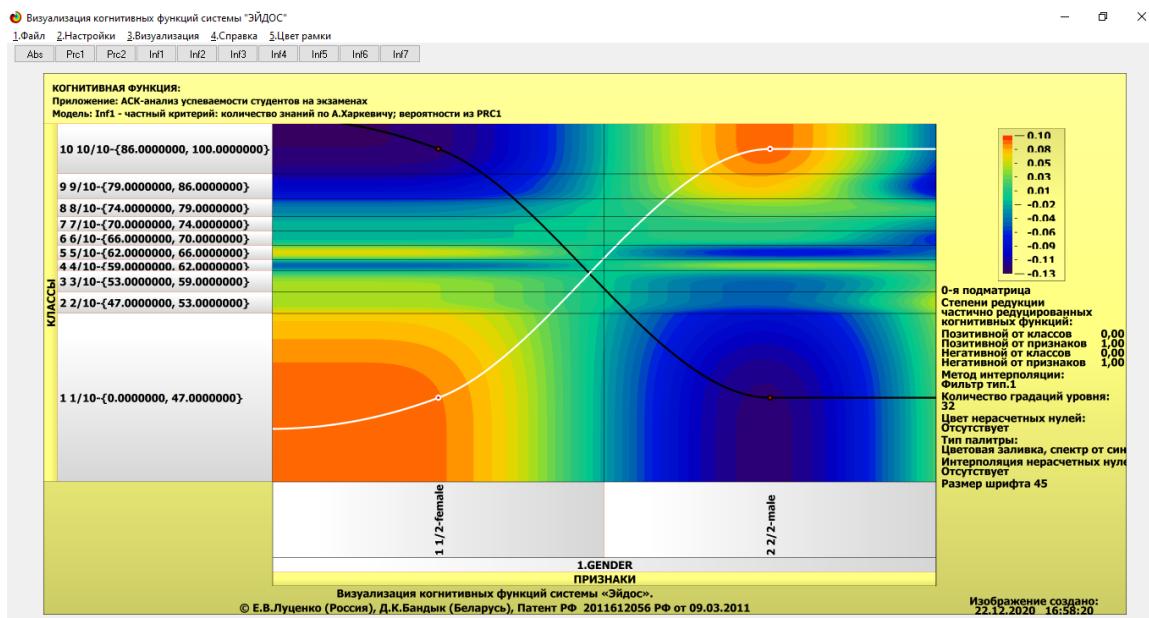
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

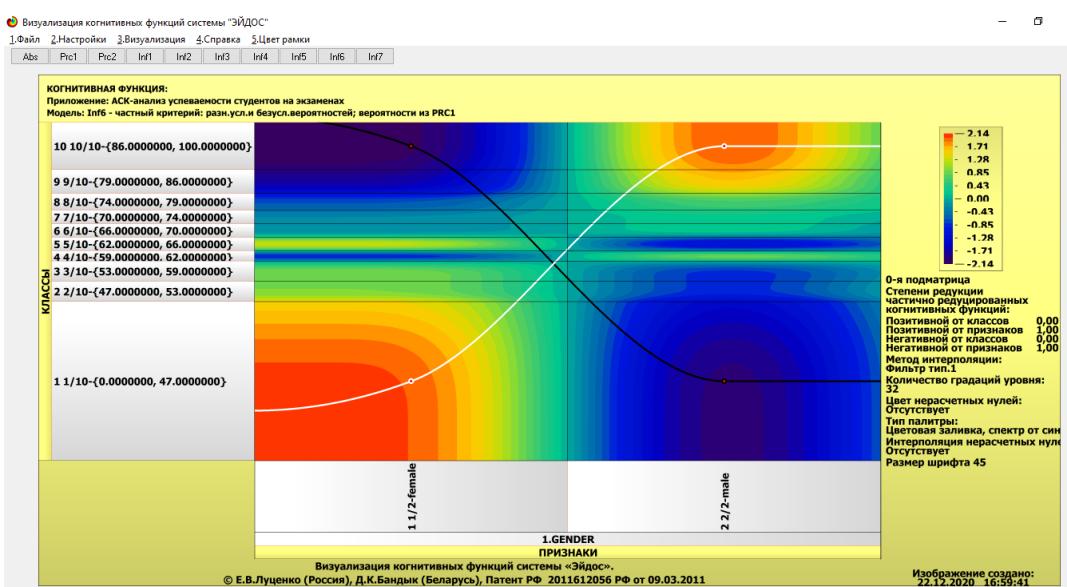
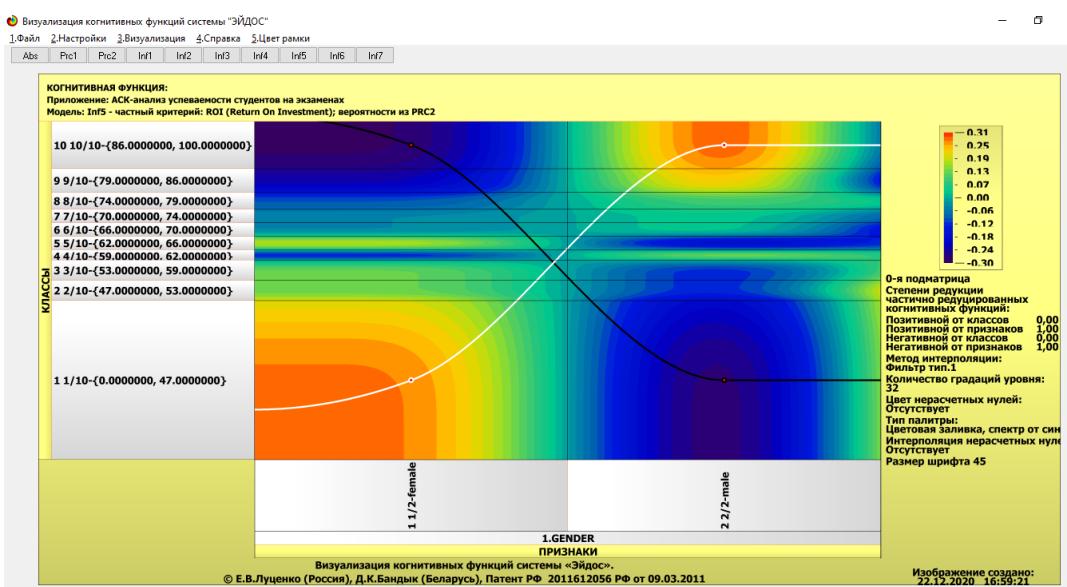
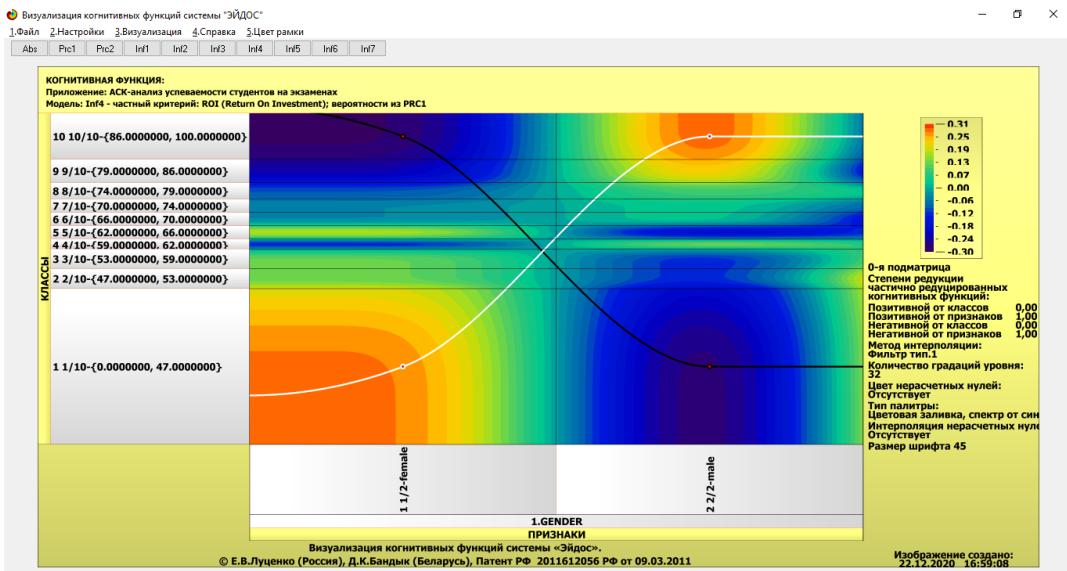
Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

Необходимо отметить, что *на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений*, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

На рисунках 28 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных факторов на оценку по математике.







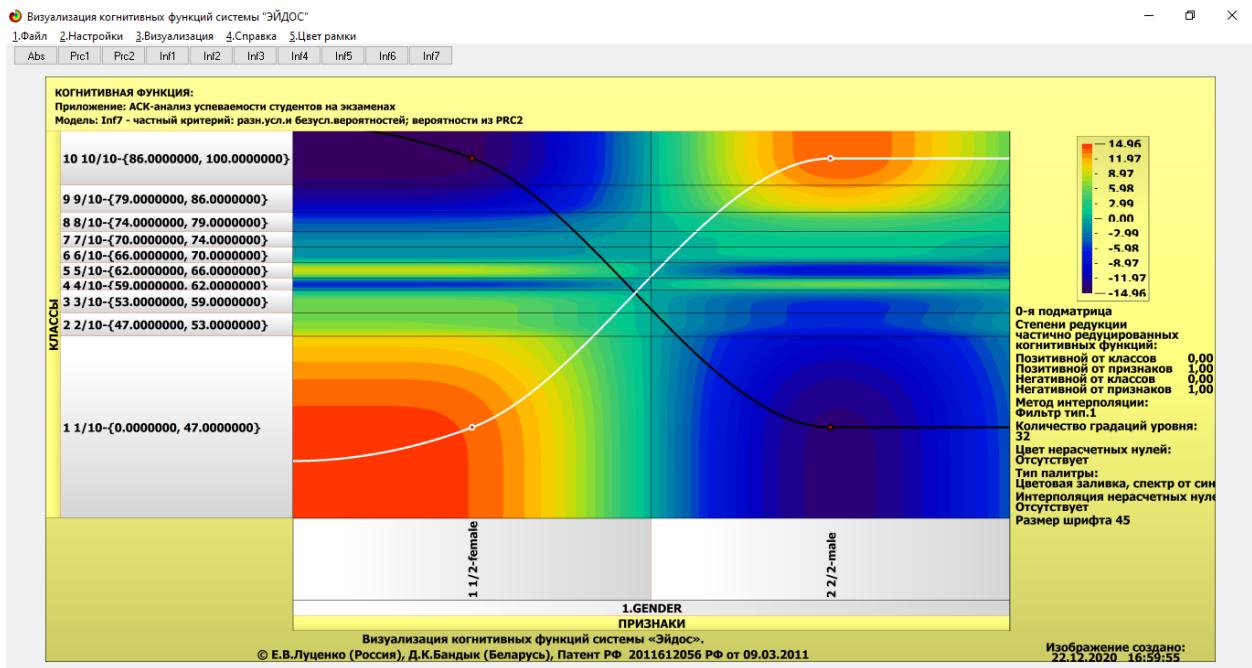


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3, отражающих силу и направление влияния факторов на оценку по математике

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что **зависимости между значениями факторов и оценкой по математике в основном имеют довольно предсказуемый характер.**

4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила их влияния на оценку по математике

На рисунках 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. значениям характеристик оружия (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим оценки по математике (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения фактора, соответствующего сроке, на конкретное значение оценки по математике.

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на оценку, то в соответствующей строке матрицы модели будут малые по модулю значения разных знаков, если же влияние сильное – то и значения будут большие по модулю разных знаков.

Если значение какой-либо характеристики способствует получению некоторой определённой оценки по математике, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого следует, что суммарную силу влияния того или иного значения фактора на оценку по математике (т.е. ценность данного значения фактора для решения задачи квалиметрии и других задач) можно количественно оценивать *степенью вариабельности значений* в строке матрицы модели, соответствующей этому значению фактора.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения фактора, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и других задач, рассмотренных в работе.

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую

зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 29, таблица 6).

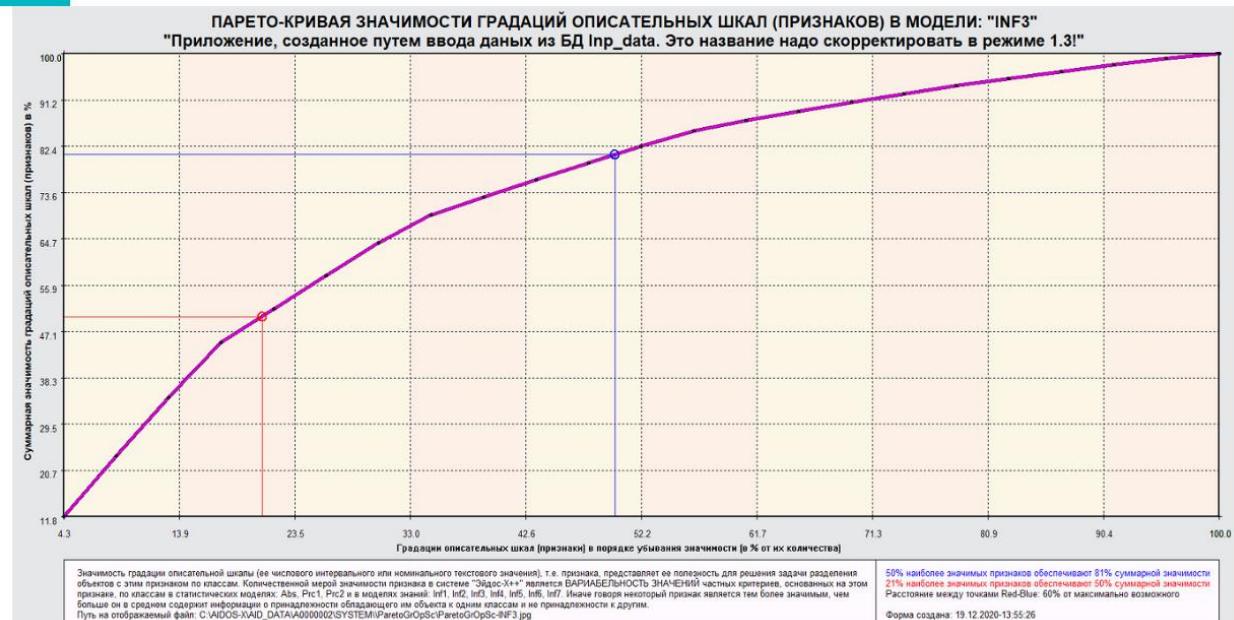


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 6 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений характеристик оружия на его класс в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	4,3478261	18	READING-1/3-{17.0000000, 63.0000000}	6	34,3678236	34,3678236	11,8359130	11,8359130
2	8,6956522	21	READING-1/3-{10.0000000, 62.0000000}	7	33,7375514	68,1053750	11,6188539	23,4547669
3	13,0434783	20	READING-3/3-{76.0000000, 100.0000000}	6	32,2304268	100,3358018	11,0998162	34,5545831
4	17,3913043	23	WRITING-3/3-{75.0000000, 100.0000000}	7	30,4245082	130,7603100	10,4778771	45,0324602
5	21,7391304	14	LUNCH-1/2-free/redu	4	18,4586444	149,2189544	6,3569608	51,3894210
6	26,0869565	15	LUNCH-2/2-standard	4	18,4586444	167,6775988	6,3569608	57,7463818
7	30,4347826	19	READING-2/3-{63.0000000, 76.0000000}	6	18,1645341	185,8421329	6,2556724	64,0020542
8	34,7826087	22	WRITING-2/3-{62.0000000, 75.0000000}	7	15,5913349	201,4334678	5,3694899	69,3715441
9	39,1304348	1	GENDER-1/2-female	1	9,6865561	211,1200239	3,3359469	72,7074910
10	43,4782609	2	GENDER-2/2-male	1	9,6865561	220,8065800	3,3359469	76,0434380
11	47,8260870	16	TEST-1/2-compl	5	9,3316083	230,1381883	3,2137067	79,2571446
12	52,1739130	17	TEST-2/2-none	5	9,3316083	239,4697966	3,2137067	82,4708513
13	56,5217391	7	RACE/ETHNI-5/5-group E	2	8,2210085	247,6908051	2,8312279	85,3020792
14	60,8695652	10	PARENTAL-3/6-high school	3	5,9142371	253,6050422	2,0368004	87,3388795
15	65,2173913	8	PARENTAL-1/6-associate's degree	3	5,0890820	258,6941242	1,7526257	89,0915053
16	69,5652174	6	RACE/ETHNI-4/5-group D	2	4,8679961	263,5621203	1,6764861	90,7679913
17	73,9130435	5	RACE/ETHNI-3/5-group C	2	4,8475873	268,4097076	1,6694575	92,4374489
18	78,2608696	12	PARENTAL-5/6-some college	3	4,3557993	272,7655069	1,5000910	93,9375398
19	82,6086957	4	RACE/ETHNI-2/5-group B	2	3,9993305	276,7648374	1,3773269	95,3148667
20	86,9565217	13	PARENTAL-6/6-some high school	3	3,9598900	280,7247274	1,3637440	96,6786107
21	91,3043478	9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	3	3,6927122	284,4174396	1,2717308	97,9503415
22	95,6521739	3	RACE/ETHNI-1/5-group A	2	3,4507004	287,8681400	1,1883845	99,1387260
23	100,0000000	11	PARENTAL-4/6-master's degree	3	2,5008727	290,3690127	0,8612740	100,0000000

Из рисунка 29 и таблицы 6 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик оружия обуславливают 80% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 20% наиболее ценных факторов.

Обращаем внимание, что наиболее ценным является средняя оценка по чтению (от 17 до 70 баллов), а наименее ценным – пол, причем наименее ценный фактор является бессмысленным.

Из таблицы 6 видно, что наиболее сильное влияние на оценку по математике оказывают значения фактора:

- READING-1/3-{17.0000000, 63.0000000};
- WRITING-1/3-{10.0000000, 62.0000000};
- READING-3/3-{76.0000000, 100.0000000};
- WRITING-3/3-{75.0000000, 100.0000000};

а наиболее низкое:

- PARENTAL-4/6-master's degree;
- RACE/ETHNI-1/5-group A;
- PARENTAL-2/6-bachelor's degree;
- PARENTAL-6/6-some high school;
- RACE/ETHNI-2/5-group B.

Ценность же факторов (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 7).

Таблица 7 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик оружия на его класс в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	14,2857143	6	READING	3	18	20	28,2542615	28,2542615	27,7970122	27,7970122
2	28,5714286	7	WRITING	3	21	23	26,5844648	54,8387263	26,1542384	53,9512506
3	42,8571429	4	LUNCH	2	14	15	18,4586444	73,2973707	18,1599212	72,1111718
4	57,1428571	1	GENDER	2	1	2	9,6865561	82,9839268	9,5297949	81,6409667
5	71,4285714	5	TEST	2	16	17	9,3316083	92,3155351	9,1805914	90,8215581
6	85,7142857	2	RACE/ETHNI	5	3	7	5,0773246	97,3928597	4,9951563	95,8167144
7	100,0000000	3	PARENTAL	6	8	13	4,2520989	101,6449586	4,1832856	100,0000000

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на оценку по математике оказывают оценка по письму и чтению, а наиболее низкое – пол ученика и группа.

4.3.9. Степень детерминированности оценок по математике

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается ***степенью вариабельности значений факторов*** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 8).

В данной работе у нас классами являются оценки по математике, а значениями градаций описательных шкал – факторы, влияющие на оценку.

На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями характеристик нарастающим итогом.



Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 8 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов оружия в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PR	ZN_PRCNI
1	10,0000000	1	MATH-1/10-{0.0, 47.0}	1	27,3121677	27,3121677	18,8506737	18,8506737
2	20,0000000	10	MATH-10/10-{86.0, 100.0}	1	22,8524473	50,1646150	15,7726048	34,6232785
3	30,0000000	2	MATH-	1	17,88305	68,047667	12,34276	46,966040

	0		2/10- {47.0, 53.0}		20	0	17	3
4	40,000000 0	9	MATH- 9/10- {79.0, 86.0}	1	17,88296 60	85,930633 0	12,34270 24	59,308742 7
5	50,000000 0	8	MATH- 8/10- {74.0, 79.0}	1	13,08718 75	99,017820 5	9,032688 4	68,341431 1
6	60,000000 0	3	MATH- 3/10- {53.0, 59.0}	1	12,82389 81	111,84171 86	8,850967 9	77,192399 0
7	70,000000 0	7	MATH- 7/10- {70.0, 74.0}	1	9,203235 8	121,04495 44	6,352011 2	83,544410 2
8	80,000000 0	4	MATH- 4/10- {59.0, 62.0}	1	8,971147 9	130,01610 23	6,191825 7	89,736235 9
9	90,000000 0	5	MATH- 5/10- {62.0, 66.0}	1	7,466807 3	137,48290 96	5,153540 0	94,889775 9
10	100,00000 00	6	MATH- 6/10- {66.0, 70.0}	1	7,404048 3	144,88695 79	5,110224 1	100,00000 00

Из таблицы 8 мы видим, что значения характеристик наиболее сильно детерминируют (обуславливают) такие оценки по математике, как количество баллов от 0 до 47 и от 86 до 100, а наиболее слабо – баллы от 63 до 66 и 66 до 70. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается в три раза, что довольно существенно.

Чем выше степень детерминированности оценок по математике значениями факторов, тем легче определить оценку по характеристикам обучения.

7. Выводы

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, поставленная проблема решена.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным оценкам математики, изучено влияние факторов в процессе обучения на эти оценки, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №209 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 у.п.л.
3. Lutsenko E. V. System analysis and decision-making (Automated system-cognitive analysis and solving problems of identification, decision-making and research of the simulated subject area): textbook / E. V. Lutsenko. - Krasnodar: ECSC "Eidos", 2020. - 1031 p. // August 2020, DOI: [10.13140/RG.2.2.27247.05289](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27247.05289), License CC BY-SA 4.0, [https://www.researchgate.net/publication/343998862 SYSTEM ANALYSIS AND DECISION MAKING Automated system-cognitive analysis and solving problems of identification decision-making and research of the simulated subject area](https://www.researchgate.net/publication/343998862_SYSTEM_ANALYSIS_AND_DECISION_MAKING_Automated_system-cognitive_analysis_and_solving_problems_of_identification_decision-making_and_research_of_the_simulated_subject_area), см. учебный вопрос-2.8.5. Повышение уровня системности объекта управления как цель управления.
4. Lutsenko E.V. On higher forms of consciousness, the prospects of man, technology and society (selected works) // August 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.21336.24320](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21336.24320), License CC BY-SA 4.0, [https://www.researchgate.net/publication/335057548 On HIGHER FORMS of CONSCIOUSNESS the PROSPECTS of MAN TECHNOLOGY AND SOCIETY selected works](https://www.researchgate.net/publication/335057548_On_HIGHER_FORMS_of_CONSCIOUSNESS_the_PROSPECTS_of_MAN_TECHNOLOGY_AND_SOCIETY_selected_works)
5. Lutsenko E.V. ABOUT THE INTERFACE: "SOUL-COMPUTER» (artificial intelligence: problems and solutions within the system information and functional paradigm of society development) // April 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.23132.85129](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23132.85129), [https://www.researchgate.net/publication/332464278 ABOUT THE INTERFACE SOUL-COMPUTER artificial intelligence problems and solutions within the system information and functional paradigm of society development](https://www.researchgate.net/publication/332464278_ABOUT_THE_INTERFACE_SOUL-COMPUTER_artificial_intelligence_problems_and_solutions_within_the_system_information_and_functional_paradigm_of_society_development)
6. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
7. Луценко Е.В. Количественные меры возрастания эмерджентности в процессе эволюции систем (в рамках системной теории информации) / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – №05(021). С. 355 – 374. – Шифр Информрегистра: 0420600012\0089, IDA [article ID]: 0210605031. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2006/05/pdf/31.pdf>, 1,25 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Существование, несуществование и изменение как эмерджентные свойства систем // Квантовая Магия, том 5, вып. 1, стр. 1215-1239, 2008. <http://quantmagic.narod.ru/volumes/VOL512008/p1215.html>
9. Луценко Е.В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №03(127). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.

10. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>
11. Страница Е.В.Луценко: https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko
12. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.
13. ПАМЯТИ ПРОФЕССОРА О.Г. КУКОСЯНА // – Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=20266263>
14. Луценко Е.В. Формирование субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности сознанием человека и неоправданное приданье им онтологического статуса (гипостазирование) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №09(113). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1131509001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/09/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.
15. Луценко Е.В. Принципы и перспективы корректной содержательной интерпретации субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности, формируемых сознанием человека / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №01(115). С. 22 – 75. – IDA [article ID]: 1151601003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/01/pdf/03.pdf>, 3,375 у.п.л.
16. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.
17. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.
18. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.
19. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.